



**Gestão da Atividade Promocional Baseada em Previsões Suportadas
por Informação Competitiva Diversa**

por

Cátia Sofia Pinto Ribeiro

Dissertação de Mestrado em Economia

Orientada por:

Professor Doutor José Manuel Soares Oliveira

Professora Doutora Patrícia Alexandra Gregório Ramos

2015

Nota biográfica

Cátia Sofia Pinto Ribeiro, nasceu no Porto, no dia 7 de Agosto de 1991. É desde 2013, licenciada em Gestão pela Faculdade de Economia da Universidade do Porto, ano em que ingressou no mestrado em Economia, na mesma instituição.

Iniciou o seu percurso profissional, em Dezembro de 2013, através de um estágio profissional no grupo Sonae. Atualmente, na mesma empresa, assume a função de *Business Analyst* na direção de *Financial Services*.

Agradecimentos

A realização desta investigação integra, para além de uma importante etapa da minha vida académica, uma grande realização a nível pessoal. Ao longo deste percurso, foram várias as pessoas, que de diversas formas contribuíram para a concretização deste projeto. Assim, esta secção tem como propósito expressar o meu sincero agradecimento, a todos os intervenientes nesta importante etapa.

Em primeiro lugar, agradeço à minha família, especialmente aos meus pais e avô pelo apoio e confiança, que desde sempre depositaram em mim. Por esse motivo, dedico em seguida, a eles, o resultado deste trabalho.

Em segundo lugar, e por ser uma parte indispensável neste estudo, quero agradecer à Sonae. Por toda a parceria e ajuda na disponibilização dos dados, quero agradecer à Dr.^a Liliana Bernardino e à Dr.^a Elsa Pereira. Não menos importante, por toda a disponibilidade, compreensão e apoio, o meu sincero agradecimento à minha equipa da Direção de Financial Services, com destaque para o Dr. Paulo Pereira, Dr.^a Carla Ferreira e Dr.^a Inês Branquinho.

Por fim, e com grande distinção, quero deixar um especial agradecimento ao meu orientador e coorientadora, Professor Doutor José Manuel Soares Oliveira e Professora Doutora Patrícia Alexandra Gregório Ramos, por todo o apoio, ajuda e compreensão. Sem esta parceria a realização deste trabalho não seria de todo possível.

A todos, quero agradecer, pois sem o vosso apoio o resultado deste trabalho não seria o mesmo.

Aos meus pais e avô,

Lista de abreviaturas

ADL – Autoregressive Distributed Lag

ARIMA – Autoregressive Integrated Moving Average

EDLP – Every Day Low Price

Hi-Lo – High Low Price

LASSO – Least Absolute Shrinkage and Selection Operation

MAE – Mean Absolute Error

MAPE – Mean Absolute Percentage Error

MASE – Mean Absolute Scaled Error

MPE – Mean Percentage Error

PCA – Principle Component Analysis

RMSE – Root Mean Squared Error

SKU – Stock Keeping Unit

Resumo

Nos dias de hoje, é cada vez mais frequente a presença de ações promocionais nas grandes superfícies comerciais. Devido sobretudo à crise socioeconómica, os comerciantes estão cada vez mais orientados para atrair e fidelizar clientes. Segundo dados da APED para o primeiro semestre de 2015, as promoções valem já 41% das vendas totais dos supermercados.

O presente estudo visa otimizar a previsão e o impacto das ações promocionais nas vendas da maior empresa de retalho alimentar em Portugal, o Continente. Para uma análise mais precisa do comportamento do consumidor perante as promoções será analisada a loja Continente de Matosinhos.

A previsão de vendas desempenha um papel primordial no processo de tomada de decisão das organizações. A atual relevância das campanhas promocionais no mercado e a necessidade de uma reação rápida perante a concorrência, leva que, por vezes se verifiquem elevados níveis de incerteza, ineficiência e oscilação na previsão de vendas.

Este estudo tem como principal objetivo garantir a escolha eficiente dos produtos a promover, associando-se a uma gestão adequada de encomendas, de *stocks* e de armazenamento. A constante ocorrência de promoções, associado à grande diversidade de produtos que surgem em campanha, originam a necessidade de uma análise de previsão de vendas diária, de forma a garantir a eficiência da campanha.

Esta investigação terá por base um modelo autoregressivo de desfazamentos distribuídos alimentado por um conjunto diverso de variáveis, como o volume de vendas em períodos anteriores, o preço, a presença do artigo em folhetos e o tipo de promoção (Desconto em Cartão ou Desconto Direto). Este tipo de modelo permitirá também estimar o valor de uma campanha promocional, sendo possível ajustar preços e percentagens de desconto que maximizem as vendas, tornando-se assim possível validar à priori a eficiência e eficácia de uma campanha promocional.

Códigos JEL: C32, C52, C55, M30

Palavras-chave: Grandes superfícies retalhistas, Previsão de vendas, Gestão de *stocks*, Promoção de vendas, Comportamento do consumidor

Abstract

Today, the presence of promotional activities in large supermarkets is increasingly common. Mainly due to the socioeconomic crisis, retailers are increasingly oriented to attract and retain customers. According to the APED, in the first half of 2015, the sales with promotions reach 41% of total supermarket sales.

This study aims to optimize the forecasting and the impact of promotions on sales of the higher food retail company in Portugal, the Continente. For a more accurate analysis of consumer behavior towards the promotions, the Continente's store located in Matosinhos was analyzed.

The sales forecast has a key role in the decision-making process of organizations. The current relevance of promotional campaigns in the market and the need for rapid reaction to competition leads to high levels of uncertainty, inefficiency and fluctuation in the sales forecast.

This study aims to ensure the efficient choice of products to promote, relating that with a proper management of orders, stocks and storage. The constant occurrence of promotions, coupled with the wide range of products that appears in a promotion campaign, originate the need for a daily sales forecast analysis, to ensure the efficiency of the campaign.

This research will be based on an autoregressive distributed lag model, powered by a diverse set of variables such as the volume of sales in previous periods, the price, the presence of the product in brochures and the type of promotion (Card Discount or Direct Discount). This type of model will also estimate the value of a promotional campaign with the objective of adjusting prices and discount percentages that maximize sales, thus making it possible to validate a priori the efficiency and effectiveness of a promotional campaign.

JEL Codes: C32, C52, C55, M30

Keywords: Major retailers' surfaces, Forecast sales, Stock management, Sales promotions, Consumer behavior, Autoregressive distributed lag models

Índice

Nota biográfica	ii
Agradecimentos	iii
Lista de abreviaturas	v
Resumo	vi
Abstract	vii
Índice	viii
Índice de figuras.....	x
Índice de tabelas.....	xi
Índice de gráficos	xii
1. Introdução	1
2. Revisão de literatura	4
2.1 Enquadramento do problema	4
2.2 Conceitos-chave	5
2.2.1 Previsão de vendas	6
2.2.2 Promoções.....	6
2.2.3 Fidelização de clientes	7
2.2.4 Comportamento do consumidor.....	7
2.2.5 Gestão de <i>stocks</i>	8
2.3 Diferentes contributos na literatura.....	8
2.4 Promoção de vendas	9
2.4.1 Posicionamento no mercado	10
2.4.2 Classificação da promoção	11
2.4.3 Tipo de promoções.....	12
2.4.4 Benefícios das promoções	13
2.4.5 O Preço como variável de decisão	14
2.4.6 Comportamento de compra.....	15
2.5 Previsão de vendas	17

2.5.1 Enquadramento geral	17
2.5.2 Métodos qualitativos.....	19
2.5.3 Métodos Quantitativos.....	21
2.5.3.1 Métodos extrapolativos.....	22
2.5.3.2 Métodos causais.....	23
2.5.4 Previsão de vendas por SKU	23
2.5.5 Modelos de previsão com elevado número de variáveis	24
2.5.6 O impacto dos produtos intra-categoria.....	25
3. Grupo Sonae	27
3.1 Contextualização.....	27
3.2 Breve visão histórica.....	29
3.3 Missão e áreas de negócio	32
3.4 Sonae MC	35
3.4.1 A Sonae MC e a fidelização	36
3.5 O Mercado e as promoções.....	37
4. Caso de estudo	41
4.1 Enquadramento	41
4.2 Conjunto de dados	42
5. Estudo empírico	51
5.1 Metodologia.....	51
5.2 Modelos empíricos.....	57
5.3 Avaliação da previsão.....	58
5.4 Resultados.....	59
6. Conclusões	66
Referências bibliográficas.....	68
Anexos	76

Índice de figuras

FIGURA 1: TIPOS DE PROMOÇÕES DE ACORDO COM NESLIN (2002).....	12
FIGURA 2: TIPO DE PROMOÇÃO NA PERSPETIVA DE MOURA (2000).	13
FIGURA 3: MODELO DE PREVISÃO COM INTEGRAÇÃO DE MÉTODOS QUANTITATIVOS E QUALITATIVOS.	18
FIGURA 4: INTEGRAÇÃO ENTRE MÉTODOS DE PREVISÃO.	18
FIGURA 5: VOLUME DE NEGÓCIOS DOS PRINCIPAIS RETALHISTAS EM PORTUGAL EM 2010 E 2011.	29
FIGURA 6: PRESENÇA DA SONAE NO MUNDO.....	33
FIGURA 7: ÁREAS DE NEGÓCIO SONAE.....	33
FIGURA 8: INSÍGNIAS E MARCAS PRÓPRIAS SONAE.....	34
FIGURA 9: NEGÓCIOS E MARCAS SONAE MC.	35
FIGURA 10: LOJAS SONAE MC.....	36
FIGURA 11: CARTÃO DE FIDELIZAÇÃO CONTINENTE.	37
FIGURA 12: DESCONTO EM CARTÃO VS DESCONTO DIRETO.....	38
FIGURA 13: CATEGORIAS DE PRODUTOS MAIS COMUNICADOS.	40
FIGURA 14: SÉRIES TEMPORAIS DE SKUs FOCAIS DA SUBCATEGORIA “LEITE UHT”.....	47
FIGURA 15: SÉRIES TEMPORAIS DE SKUs FOCAIS DAS SUBCATEGORIAS “ÓLEOS”, “PASTAS DENTÍFRICAS” E “MAÇÃS”.	48
FIGURA 16: SÉRIES TEMPORAIS DE SKUs FOCAIS DAS SUBCATEGORIAS “CONSERVAS DE PEIXE” E “COCA COLAS”.	49
FIGURA 17: RMSE PARA TODOS OS MODELOS POR SUBCATEGORIA.....	63
FIGURA 18: MAE PARA TODOS OS MODELOS POR SUBCATEGORIA.....	64
FIGURA 19: MPE PARA TODOS OS MODELOS POR SUBCATEGORIA.....	64
FIGURA 20: MAPE PARA TODOS OS MODELOS POR SUBCATEGORIA.....	65
FIGURA 21: MASE PARA TODOS OS MODELOS POR SUBCATEGORIA.....	65

Índice de tabelas

TABELA 1: TENDÊNCIAS COMUNS EM MÉTODOS QUANTITATIVOS.....	20
TABELA 2: LAYOUT DE RECOLHA DE INFORMAÇÃO DE VENDAS BRUTAS DIÁRIAS DAS LOJAS.....	43
TABELA 3: LAYOUT DE RECOLHA DE INFORMAÇÃO DE FOLHETOS.	43
TABELA 4: CRITÉRIOS DE SELEÇÃO DA LOJA E RESPETIVA JUSTIFICAÇÃO.	44
TABELA 5: ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS DO CONJUNTO DE DADOS.	46
TABELA 6: VANTAGENS DO MODELO ADL.	52
TABELA 7: DESEMPENHO GLOBAL DOS MODELOS.	60
TABELA 8: DESEMPENHO POR CATEGORIA DOS MODELOS ETS E ADL_OWN.....	61
TABELA 9: DESEMPENHO POR CATEGORIA DOS MODELOS ADL_INTRA_TOP5 E ADL_INTRA_ALL.....	61
TABELA 10: DESEMPENHO POR CATEGORIA DOS MODELOS ADL_INTRA_PC_70, ADL_INTRA_PC_80 E ADL_INTRA_PC_90.....	62

Índice de gráficos

GRÁFICO 1: QUOTAS DAS INSÍGNIAS DA DISTRIBUIÇÃO ALIMENTAR EM 2011.....	28
GRÁFICO 2: EVOLUÇÃO DOS FOLHETOS DE 2010 A 2014.....	39
GRÁFICO 3: CRESCIMENTO DA PUBLICAÇÃO DE FOLHETOS DE 2010 A 2014.	39

Índice de anexos

ANEXO 1: INFLUENCIAS NA TOMADA DE DECISÃO DE CONSUMO	76
--	----

1. Introdução

Atualmente, a previsão de vendas desempenha um papel primordial nas decisões das empresas. A obtenção de previsões de vendas e a análise antecipada dos seus resultados são indispensáveis para a elaboração dos orçamentos e de todas as atividades futuras das instituições (Caiado, 2011). As promoções e campanhas promocionais desempenham um papel relevante, tanto na vida dos consumidores como nas organizações de distribuição. Foi a partir dos anos 70 do último século, que as campanhas promocionais surgiram. Ao longo do tempo foram crescendo, representando atualmente a componente principal do orçamento de *Marketing* das empresas (Srinivasan, Pauwels, Hanssens e Dekimpe, 2004).

As campanhas promocionais estão associadas a elevados níveis de incerteza, devido sobretudo à constante alteração do comportamento dos consumidores e ao número cada vez mais elevado de produtos disponíveis, o que torna a tarefa de previsão de vendas por SKU (Stock Keeping Unit) extremamente complexa. Enquadrado na temática da previsão, mais concretamente na previsão do efeito de ações promocionais por produto (SKU) nas vendas de empresas do setor do retalho, o presente trabalho visa contribuir para a melhoria da eficiência na gestão de ações promocionais aplicadas às vendas de produtos nas superfícies comerciais de retalho alimentar da Sonae MC. Com base num modelo dinâmico de regressão, alimentado por um conjunto diverso de variáveis explicativas, pretende-se prever o volume de vendas da insígnia Continente ao nível do SKU, sendo assim viável validar à priori a eficiência e eficácia de uma campanha promocional.

No entanto, a previsão de vendas ao nível do SKU é substancialmente mais complexa do que a previsão de vendas ao nível da categoria. Tecnicamente, os dados desagregados ao nível de SKU contêm mais perturbações e padrões anormais que dificultam o processo de previsão e tornam o problema de investigação mais difícil de resolver. E o mesmo acontece em relação a dados diários vs dados semanais ou dados ao nível de loja vs dados ao nível de lojas. Contudo, as previsões de vendas ao nível de SKU por loja, de preferência diárias, são essenciais para os retalhistas visto que é nelas que se baseiam para planear as operações da cadeia de abastecimento incluindo aquisição, armazenamento e logística de distribuição. Assim, pretende-se que a

metodologia adotada permita ao retalhista obter previsões eficazes de vendas diárias por SKU ao nível de loja.

É reconhecido que o impacto de preços competitivos e promoções competitivas não é tão grande como o impacto do preço e da promoção do produto em causa, no entanto, os primeiros condicionam as vendas deste. A inclusão de informação acerca de outros produtos competitivos é assim fundamental e por essa razão deverá ser abordada no sistema de previsão a desenvolver. Logo, fez parte deste trabalho a identificação de atividades de marketing competitivas relevantes e a estimação do seu efeito na previsão de vendas ao nível de SKU. Julga-se que a introdução desta informação tem grande potencial para aumentar a capacidade de previsão do sistema.

A inclusão de uma grande quantidade de informação no modelo de regressão implica um aumento do número de variáveis explicativas, levando este aumento ao aparecimento de problemas que vão desde a saturação do modelo e consequente geração de más previsões até mesmo à impossibilidade da sua estimação. Consequentemente, a metodologia terá de integrar um mecanismo que permita selecionar e valorizar as variáveis explicativas mais relevantes. O método mais comum de seleção de variáveis explicativas em regressão – o método “passo a passo” (stepwise selection), tem sido criticado por ter uma forte tendência para reter variáveis irrelevantes e não valorizar as variáveis relevantes (Flom e Cassell, 2007). Assim, como alternativa será utilizado o método de seleção LASSO (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator) proposto por Tibshirani (1996). Este procedimento estima o modelo de regressão considerando todas as variáveis explicativas potenciais mas com uma condição adicional que limita a soma dos valores absolutos de todos os coeficientes. Deste modo pretende-se reduzir a possibilidade de não excluir variáveis explicativas importantes tornando o modelo mais robusto e eficiente. Está naturalmente em causa a análise de um grande volume de dados – atualmente designado por “Big Data”, o que irá constituir também um grande desafio para este trabalho.

Após a identificação da informação explicativa relevante, é necessário especificar o modelo de previsão econométrico. Neste trabalho iremos optar por um modelo autoregressivo de defasamentos distribuídos (ADL – Autoregressive Distributed Lag) (com variáveis explicativas endógenas e exógenas defasadas) devido às vantagens que este apresenta. Em primeiro lugar, tem a vantagem de se incluírem

vendas passadas e o efeito retardado de variáveis explicativas tais como o preço, campanhas promocionais e efeitos de calendário. Em segundo lugar, beneficia de toda a teoria estatística de regressão em que se insere, o que facilita a sua validação e avaliação. Em terceiro lugar, tem uma interpretabilidade superior às abordagens do tipo “caixa preta” de *machine learning*, que são dificilmente entendidas pelos clientes, neste caso os retalhistas.

Saliente-se que este tipo de modelo permitirá estimar o valor de uma campanha promocional, sendo possível ajustar preços e percentagens de desconto que maximizem as vendas. Este estudo tem assim, como principal objetivo garantir a escolha eficiente dos produtos a promover, do nível promocional a utilizar e de uma gestão adequada de encomendas, de *stocks* e de armazenamento. A atual relevância desta temática nos estudos de análise de vendas e campanhas, acompanhada da disponibilidade da empresa em construir um ambiente real de aplicação deste estudo, constituem a motivação principal para a realização deste trabalho.

A presente dissertação encontra-se estruturada em seis capítulos, sendo que o primeiro diz respeito a esta introdução. O capítulo dois corresponde à revisão da literatura, na qual se apresentam os principais conceitos-chave do tema, o enquadramento teórico da problemática e uma breve análise crítica dos diferentes contributos na literatura. No capítulo três é apresentado um enquadramento do caso de estudo na empresa e no mercado. No capítulo quatro é exposta a metodologia utilizada seguindo-se o capítulo cinco, a apresentação detalhada do caso de estudo e a análise dos resultados obtidos. Por último, no capítulo seis encontram-se as conclusões de todo este trabalho, seguindo-se as referências bibliográficas.

2. Revisão de literatura

Por forma a iniciar o desenvolvimento deste estudo foi feita uma revisão de literatura com o objetivo de clarificar os principais contributos desta temática no estado da arte. Assim, numa primeira etapa será apresentado um enquadramento do problema em apreço seguindo-se uma identificação dos conceitos-chave mais relevantes para o trabalho. Numa terceira secção serão revistos os diferentes contributos na literatura.

Para tornar mais clara a interpretação e análise deste estudo serão apresentadas duas secções adicionais, secção quatro e secção cinco, que consistiram numa análise mais abrangente das temáticas de promoção de vendas e previsão de vendas, respetivamente.

2.1 Enquadramento do problema

Ao longo das últimas décadas a forte concorrência de preços entre os retalhistas tem sido evidente. Causadas não só pela concorrência, mas em grande medida pela crise económica subjacente, a presença de ações promocionais nas superfícies retalhistas é uma constante.

A necessidade de diferenciação no mercado levou os retalhistas a procurarem diferentes estratégias de posicionamento. Com o intuito de atrair o consumo, a forma mais rápida e simples de sensibilização do consumidor é através de reduções no preço, isto é, de promoções (Kalra, 1998). A crescente pressão sobre os preços levou ao surgimento de dois tipos de posicionamento no mercado, com base no preço, que as diferentes cadeias de retalho podem adoptar: Every Day Low Price (EDLP) e High Low Pricing (Hi-lo).

Hoch (1994) define a primeira estratégia como uma constante de preços baixos, não estando associado a qualquer período temporal. Neste tipo de estratégia, a insígnia retalhista adota uma missão de preço baixo em todos os artigos independentemente do dia, da semana ou do mês em que se encontra. O mesmo autor defende que estamos perante uma estratégia Hi-lo quando nos deparamos com descontos em produtos aleatórios durante um determinado período de tempo. Por norma, quando as superfícies

retalhistas adotam este tipo de estratégia escolhem estrategicamente os produtos em desconto durante cada período de tempo.

Quando uma promoção está em vigor são vários os fatores relevantes que podem impulsionar, ou não, as vendas sob efeito promocional. Segundo autores como Christen (1997), Lattin e Brucklin (1989) e Mulhern e Leone (1991), podemos destacar como mais importantes: o valor do desconto, a frequência de promoção de produtos semelhantes, a forma de publicidade utilizada, as características da categoria em promoção, as promoções dos concorrentes, as promoções anteriores do produto e a variedade de produtos em promoção.

As campanhas promocionais associadas à dinâmica do mercado e às constantes alterações no comportamento dos consumidores originam a necessidade das empresas fazerem uma previsão de vendas sustentada, de forma a conseguirem atingir uma gestão eficiente de fornecimento, armazenamento e *stocks*. Como consequência positiva, uma previsão antecipada das vendas proporciona uma escolha adequada dos produtos a incluir em campanha, originando o sucesso da mesma. Uma vez que permitem um planeamento mais sustentado e são uma importante ajuda nos processos de tomada de decisão futura das instituições, as previsões de vendas são utilizadas nas diversas áreas das empresas, entre elas, áreas de investimento, de planeamento da atividade comercial, de marketing e de ligação ao negócio (Armstrong, 2008). Hicham e Anas (2012, p.1) caracterizam a previsão de vendas como crucial na estratégia de negócio das instituições. Para reforçar a vantagem competitiva num ambiente dinâmico, as decisões devem ser tomadas nos momentos exatos. Assim, quanto mais precisa a informação disponível, mais eficiente e correta será a tomada de decisão. A obtenção de uma previsão de vendas eficaz pode ajudar as empresas não só no cálculo dos custos de produção e do preço de venda, mas também na estratégia de gestão operacional e de negociação com os fornecedores.

2.2 Conceitos-chave

É fundamental a definição de alguns conceitos-chave relevantes para a análise e interpretação deste estudo.

2.2.1 Previsão de vendas

Para Caiado (2011) a previsão de vendas constitui o ponto de partida de toda a atividade futura da empresa. O estabelecimento de previsões de vendas e a análise antecipada dos seus resultados são indispensáveis para a elaboração dos orçamentos e de todas as atividades da empresa. O carácter dinâmico do mercado atual, a forte concorrência no setor alimentar e o elevado número de produtos disponíveis, torna a previsão de vendas muito complexa. Para Pilinkiene (2008) a previsão de vendas assume-se como um procedimento de análise de dados atuais da procura de um determinado produto ou serviço, e de previsão da variação no futuro.

No que diz respeito às técnicas de previsão de vendas mais evidentes, salientam-se as técnicas que têm por base métodos qualitativos e as técnicas que têm por base métodos quantitativos. De forma sistemática, a primeira tem por base a participação do comportamento humano na previsão, através de informação e conhecimento específico de gestores, clientes e especialistas. Relativamente à segunda técnica, remete para a utilização de modelos quantitativos a partir de dados passados, subdividindo-se em métodos quantitativos extrapolativos e métodos quantitativos causais.

De forma não exaustiva, é possível fazer referência a algumas das técnicas de previsão, sendo as mais relevantes: alisamento exponencial, modelos de Box-Jenkins, modelos de regressão e redes neurais artificiais.

2.2.2 Promoções

Ao longo dos anos o tema das promoções tornou-se parte indiscutível não só da vida dos consumidores mas também das diversas áreas das empresas.

Blattberg e Neslin (1990) definem promoções como eventos de *marketing* que têm como objetivo direto e final atingir e provocar alterações no comportamento do consumidor, estimulando a compra e tornando o revendedor eficiente (Lamb, Hair, Mc Daniel, 2004). Assim, são ações estrategicamente planeadas de forma a garantirem o impacto junto do consumidor. Para Brito (2012) “*as promoções de vendas são a estratégia mais inteligente para sem alterar o preço tornar a nossa proposta mais atrativa e interessante*”.

Ogden e Crescitelli (2007), e Conlon e Shea (1980 e 1996) apresentam as promoções em duas perspectivas distintas. Enquanto os primeiros defendem que as promoções são ações de curto prazo, com um foco imediato de aumento na procura, os segundos argumentam que as promoções são mais adequadas para ações de longo prazo com estratégias bem definidas. Numa perspectiva mais abrangente, incluindo os fornecedores, para Shimp (2003) as promoções não passam de estímulos proporcionados pelos fabricantes de forma a impulsionarem os comerciantes e os consumidores a comprarem uma determinada marca, produto ou serviço, num determinado período de tempo.

De forma abrangente e introduzindo o conceito de fidelização de clientes, Deng (2005) afirma que *“as promoções de vendas são utilizadas em super e hipermercados para aumentarem as vendas, os resultados e a fidelização de clientes no setor do retalho alimentar”*.

2.2.3 Fidelização de clientes

“Fidelização é um comportamento profundo em recomprar um produto ou serviço consistentemente no futuro, apesar das influências situacionais e esforços de marketing em procurar um comportamento de mudança no consumidor” (Yi e Jeon, 2003). Autores como Engel (2000), e Kotler e Keller (2006) têm vindo a defender que a conservação dos clientes deve assumir um papel ainda mais importante do que a conquista de novos clientes.

2.2.4 Comportamento do consumidor

Um dos principais responsáveis pelas perturbações nas vendas e por consequência na previsão de vendas futuras é o comportamento do consumidor.

O comportamento do consumidor está em constante alteração, e segundo Kotler e Armstrong (2014) qualquer alteração no quotidiano ou nas condições socioeconómicas como fatores sociais, culturais, pessoais, profissionais e psicológicos dos indivíduos, afetam de imediato as suas decisões de consumo.

2.2.5 Gestão de *stocks*

O conceito de gestão de *stocks* é crucial para este estudo. As oscilações nas vendas, proporcionadas pelas campanhas promocionais, levantam a necessidade de uma gestão eficiente de *stocks*, armazenamento e encomendas. Para Hedenstierna (2011) a gestão de *stocks* assume uma importância essencial nas empresas devido ao seu impacto na saúde financeira das organizações.

2.3 Diferentes contributos na literatura

A previsão da procura de determinado produto desempenha um papel fundamental na gestão da cadeia de abastecimento. A procura futura de um produto é a base para os sistemas de reabastecimento, armazenamento e distribuição. As vendas estão no centro das preocupações e das motivações de todas as empresas mas, para isso, é preciso garantir uma satisfação do cliente (Nenes et al., 2010). Não só, mas mais concretamente na logística das empresas de retalho, é imprescindível ter os produtos disponíveis na quantidade e no momento certos (Fernie e Sparks, 2004).

Um estudo de Aburto e Weber (2005) aplicado a uma cadeia de supermercados do Chile mostra que é possível, através de um sistema inteligente híbrido com a combinação de modelos autoregressivos e de médias móveis integrados (ARIMA – Autoregressive Integrated Moving Average) e redes neuronais, obter melhorias significativas na previsão de vendas, que conduzem a um número menor de roturas de *stock* e a uma diminuição do *stock* de produtos.

Para além da previsão das vendas, Taylor (2006) mostra que a existência de uma diversidade de produtos leva a que seja necessário existirem diferentes atualizações nas previsões, de forma a definir os níveis adequados de *stock* de segurança. Para isso utiliza um modelo de previsão baseado em regressão linear.

A existência de um número cada vez maior de produtos leva a que a previsão de vendas seja cada vez mais difícil. Cada categoria de produtos tem dezenas e por vezes centenas de SKUs associados. Associado ao elevado número de produtos tem-se ainda o ciclo de vida dos mesmos, que complexifica a previsão e exige modelos cada vez mais sofisticados (Odzen, Serpil, Van Woessel e Fransoo, 2009).

Num estudo de previsão da Universidade de Lancaster, Huang, Fields e Soopramanien (2014) propõem uma previsão semanal ao nível do SKU utilizando um modelo ADL com seleção de variáveis feita simultaneamente por stepwise e LASSO, incorporando informação de vendas, preço e promoções do próprio produto e de produtos concorrentes. Foi também analisada o desempenho do mesmo modelo integrando uma análise de componentes principais (PCA – Principal Componente Analysis) nos produtos concorrentes.

Para além de todos os fatores já referidos, a previsão de vendas é altamente complexa também devido à influência de fatores internos e externos. Kuo (2001) procura contrariar a tendência de utilização de redes neuronais na previsão, apesar destas terem um desempenho promissor nas áreas de controlo e reconhecimento de padrões. Este considera que a existência cada vez mais frequente de promoções leva a mudanças bruscas na previsão de vendas. Assim, Kuo realiza um estudo a uma loja de conveniência e mostra que com um modelo *fuzzy* consegue obter resultados mais eficazes nas previsões do que com métodos mais tradicionais.

Trusov, Bodapati e Cooper (2006) avaliam a previsão de vendas ao nível do SKU num supermercado considerando várias variáveis como as características do produto, o histórico de vendas, características da loja e variáveis do mercado. Para integrar a elevada informação disponível os autores utilizam uma combinação de técnicas estatísticas, data mining e otimização por forma a prever o nível de vendas.

2.4 Promoção de vendas

As promoções e campanhas promocionais assumem sobretudo hoje em dia um papel muito importante na vida dos consumidores e nas organizações de distribuição. Foi durante os anos 70 do passado século que as campanhas promocionais surgiram. A partir desta data o crescimento deste acontecimento de marketing foi evidente, tornando-se mesmo “explosivo” nos últimos anos. Atualmente é o integrante mais representativo no orçamento da direção de *marketing* das empresas (Srinivasan, Pauwels, Hanssens e Dekimpe, 2004).

As constantes alterações dos mercados e do comportamento do consumidor, associados ao elevado número de produtos e serviços disponíveis e, do aumento da concorrência, levam as campanhas promocionais para elevados níveis de incerteza e de

risco. Assim, de forma a se distinguirem e a se posicionarem no mercado as empresas adotam diferentes tipos de promoções.

2.4.1 Posicionamento no mercado

Ao longo das últimas décadas temos assistido a uma forte concorrência de preços entre os retalhistas. Devido sobretudo à crise económico-financeira, a presença de ações promocionais nas grandes superfícies retalhistas tem sido uma constante. Ter uma estratégia de posicionamento bem definida é fundamental para qualquer organização. De forma a diferenciarem-se, os retalhistas procuram diferentes estratégias de posicionamento. Segundo Kalra (1998) é através das promoções e de reduções de preços que as empresas procuram sensibilizar os consumidores para o consumo.

Hauser (1988) defende que no momento de decisão da estratégia de posicionamento, o marketing das empresas tem de ter por base fundamental três fatores: estrutura de custos, estrutura de preferências e concorrência do mercado. Com a evolução da concorrência e a constante pressão sobre os preços, as cadeias retalhistas foram forçadas a adotar uma estratégia de posicionamento ou a adaptar as estratégias atuais às necessidades do negócio, de forma a garantirem a sua presença e o seu posicionamento no mercado. Assim, surgem dois tipos de posicionamento possíveis de serem adotados pelas empresas retalhistas: Every Day Low Price (EDLP) e High Low Pricing (Hi-Lo). Apesar de ambas serem fundamentadas num posicionamento com base no preço, são bastante distintas. A primeira estratégia (EDLP), segundo Hoch (1994), corresponde a uma estratégia constante de preços baixos nos produtos, não estando assim associado a qualquer desconto temporário. Para o mesmo autor, estamos perante uma estratégia Hi-Lo quando nos deparamos com descontos em produtos aleatórios, disponíveis dentro das superfícies retalhistas durante um determinado período.

Para Bell (1998), a estratégia de posicionamento de um retalhista é uma tarefa bastante complexa, uma vez que não implica apenas a definição do posicionamento entre as estratégias EDLP e Hi-Lo mas também porque requer a definição de preços de produtos particulares.

No entanto, as características do negócio e da empresa, a concorrência do mercado e o *target* de consumidores a atingir são os fatores que mais influenciam a escolha do posicionamento das empresas (Shankar, 2004).

Para os retalhistas e empresários em geral, todos os fatores são importantes para avaliar qual a estratégia mais eficaz para o seu negócio.

Vários são os estudos realizados nesta área, mas trabalhos de Ellickson (2008) e Hoch (1994) permitiram tirar algumas conclusões sobre estes dois tipos de estratégia. Enquanto uma estratégia de EDLP é eficazmente aplicável em grandes superfícies retalhistas, onde os consumidores apresem um padrão de consumo e de rendimentos mais baixos, uma estratégia Hi-Lo é bastante persuasiva quando estamos perante um tipo de clientes mais exigentes e que valorizam mais a qualidade e a sofisticação.

Em termos de volume de negócio e lucro, um estudo de Hoch (1994), numa grande superfície retalhista, permitiu concluir que quando implementada uma estratégia Hi-Lo com um aumento dos preços médios da loja em 10% e com promoções em alguns artigos, a cadeia retalhista reduziu em 3% o seu volume de negócios mas, no entanto, conseguiu aumentar o seu lucro em 18%. Na mesma cadeia, quando implementada uma estratégia EDLP reduzindo em 10% o preço médio de todos os produtos disponíveis na loja, foi possível atingir um aumento do volume de negócios de 3%, no entanto o lucro da cadeia reduziu em 18%. Podemos assim concluir que segundo este estudo a estratégia de posicionamento mais eficaz é a Hi-Lo uma vez que permite um aumento significativo nos lucros, em contraste com os resultados obtidos quando utilizamos uma estratégia EDLP.

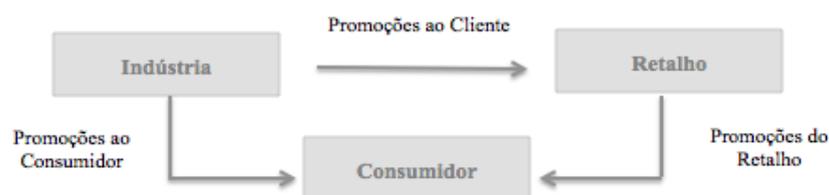
São muitos os fatores que podem justificar estes resultados, mas o mais relevante é sem dúvida o poder negocial que as cadeias retalhistas adquirem sobre os fornecedores. Ao prever períodos de campanha para os artigos, os retalhistas preveem o aumento das vendas do produto o que gera um aumento da encomenda junto dos fornecedores, conseguindo assim preços mais competitivos e aumentando a sua margem de lucro.

2.4.2 Classificação da promoção

O conceito de promoção de vendas pode ser interpretado e definido de várias formas. Associado às diversas formas de definição existentes são também diversas as formas de classificação deste conceito.

Lamb Jr, Hair Jr, e McDaniel (2004) e Neslin (2002) utilizam o conceito de orientação como forma de classificar as promoções. Apesar destes autores segmentarem

a classificação da mesma forma, as opiniões divergem. Para os primeiros, a orientação das promoções deve destinar-se não só para os consumidores finais mas também para os clientes empresariais e para os funcionários das empresas. Na perspectiva de Neslin (2002), as promoções são orientadas diretamente do produtor ou do retalhista para o consumidor, ou entre o produtor e o retalhista. A Figura 1 ilustra a orientação das promoções de acordo com Neslin (2002).



Fonte: Elaboração própria com base em Neslin, 2002 (p.23)

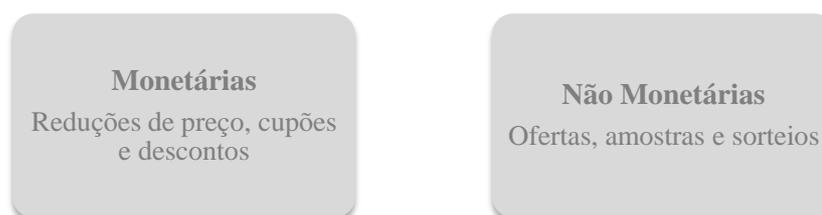
Figura 1: Tipos de promoções de acordo com Neslin (2002).

Chandon (1995) vai ao encontro da definição de Neslin (2002) porém apresenta algumas críticas. Para este autor, estas classificações não revelam o comportamento do consumidor pelo que é necessário adotar uma tipologia que tenha por base as reações dos consumidores às promoções.

2.4.3 Tipo de promoções

Os tipos de promoções a implementar pelas empresas devem ser selecionadas de acordo com o segmento, o mercado, o tipo de produto, o tipo de público atingir e o objetivo final da campanha.

Segundo Brito (2012) são quatro os tipos de promoções em vigor no mercado. Para este autor as promoções podem ser executadas através do preço (descontos e/ou reduções), de ofertas, de eventos promocionais e através de programas de fidelização aos clientes. Para Chandon (2000) e Mela (1997) as promoções de vendas podem ser classificadas como:



Lee e Staelin (2000) vão ao encontro de Chandon e Mela (1997) distinguindo os tipos de promoções da mesma forma.

De acordo com a perspectiva de Moura (2000) as promoções podem dividir-se em quatro tipos sendo eles a redução do preço, ofertas e prémios, experimentação gratuita e jogos (ver Figura 2):



Fonte: Elaboração própria com base na perspectiva de Moura (2000)

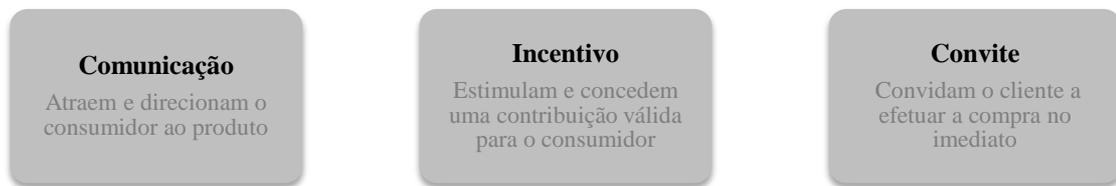
Figura 2: Tipo de promoção na perspectiva de Moura (2000).

A classificação dos tipos de promoções varia consoante os autores e as situações em causa. Para Pride e Ferrel (2001) não devem existir tipos de promoções definidos pelo que as promoções devem ser ajustadas consoante as características dos produtos e do mercado, os tipos de consumidores e de vendedores e o ambiente competitivo.

2.4.4 Benefícios das promoções

O atual contexto da sociedade implementou a necessidade das empresas modificarem, adaptarem e tomarem decisões de forma rápida para garantirem um posicionamento competitivo no mercado. A crise económica e social de 2008 provocou uma grande alteração no comportamento dos consumidores. Desde essa data a preferência e valorização do preço face à marca tem sido uma constante. Segundo o

relatório da Nielsen de outubro de 2011, o preço e a boa utilização do dinheiro estão no topo das influências na tomada de decisão de consumo dos consumidores (ver Anexo 1). Estes fatores estimulam de forma direta as promoções que devem ser encaradas como um benefício para o consumidor, sensibilizando-o para a compra. Para Kotler e Keller (2006), “A promoção é valorizada pela possibilidade de estabelecer o contacto direto do consumidor com o produto ou serviço”. Para estes autores as promoções possuem três grandes benefícios para o consumidor:



Para Shimp (2002) as promoções de vendas causam benefícios nos consumidores, no entanto estes podem ser imediatos ou posteriores. O autor defende que para estar perante o primeiro caso, o consumidor tem que ter acesso no momento a amostras, cupões, reduções de preço ou bónus. Relativamente aos benefícios posteriores ocorrem quando as promoções estimulam uma relação de continuidade, utilizando para isso concursos e sorteios, que os consumidores só têm acesso depois de adquirirem o produto.

Chandon, Wansink e Laurent (2000) defendem uma nova teoria. Para além dos benefícios monetários e económicos, estes autores mostram que as promoções acarretam consigo uma série de benefícios hedónicos e utilitários para os consumidores:

- Sustentam o princípio de compra inteligente e oportuna,
- Proporcionam economias de escala,
- Dinamizam o ambiente de compras e ajuda o consumidor na tomada de decisão,
- Expõem de forma atrativa a marca.

2.4.5 O Preço como variável de decisão

O preço é cada vez mais a variável mais importante para os consumidores. Está presente em todas as transações e é a única variável que transmite ao consumidor o

montante monetário a despende. Segundo Lichtenstein (1993) “ *O preço é um dos sinais mais importantes do mercado*”.

No entanto, a percepção e a sensibilidade ao preço de um determinado produto variam de acordo com o consumidor. Dependendo do consumidor, do produto e do momento da compra, a percepção de preço pode variar (Cooper, 1969). Para Tai e Tam (1997) a sensibilidade dos consumidores face ao preço pode ser explicado por fatores como a educação, a formação e a socialização.

Para muito consumidores existem alguns preços padrão para os produtos (Monroe e Petroschius, 1981), por isso no ato da compra os consumidores têm um ponto de referência a seguir e facilmente percebem se o preço se encontra acima, abaixo ou no linear do que consideram admissível. Cooper (1969) defende ainda que existe um risco quando o preço está muito abaixo do referencial do consumidor, uma vez que este pode considerar a qualidade do produto duvidosa.

Um outro fator diretamente relacionado com a importância do preço como variável de decisão é a poupança. A importância atribuída à poupança de dinheiro é fundamental no momento de decisão de compra. Vários são os estudos realizados nesta área e os mesmos mostram que a sensibilidade ao preço aumenta quando estamos perante uma promoção e quando ao mesmo tempo temos presente o preço habitual do produto.

Lichtenstein (1993) defende que a percepção do preço, tanto positiva como negativa, varia de acordo com a forma como este é apresentado aos consumidores. O mesmo autor afirma que várias investigações provam que uma redução do preço através de um cupão de desconto pode desencadear uma maior compra por parte do consumidor. Assim, para o mesmo nível de preço, para a mesma percentagem de promoção, para os mesmos produtos e para os mesmos consumidores, o impacto da promoção nas vendas pode variar de acordo com a forma de comunicação utilizada pelo comerciante.

2.4.6 Comportamento de compra

Um dos principais responsáveis pelas perturbações nas vendas e por consequência na previsão de vendas futuras é o comportamento do consumidor. O comportamento do consumidor está em constante alteração e segundo Kotler e Armstrong (2014) qualquer alteração no quotidiano ou nas condições socioeconómicas,

como fatores sociais, culturais, pessoais, profissionais e psicológicos dos indivíduos, afetam de imediato as suas decisões de consumo.

Haanpaa (2005) apresenta um estudo com base em hábitos de compra dos consumidores finlandeses e afina assim 4 dimensões que justificam as motivações para o consumo: hedônico, recreativo, conveniência e economia. Enquanto as duas primeiras dimensões relacionam a experiência e a gratificação das compras, as últimas remetem para a procura de produtos substitutos e de redução de preços.

Numa outra perspectiva, Walters e Jamil (2003) realizaram uma análise para os diferentes tipos de ida às compras e de sensibilidade às promoções. Concluíram que existem três grandes grupos de ida às compras: as compras mais prolongadas (realizadas em média uma vez por semana e comprando vários artigos), as compras rápidas (o consumidor compra 1 ou 2 produtos) e as compras de promoções (onde o consumidor é impulsionado a comprar os artigos que estão em promoção e muitas das vezes é impulsionado a ir até à loja, através de campanhas de marketing).

Vários estudos demonstram que uma grande parte das compras efetuadas pelos consumidores são realizadas por impulso, ou seja, o consumidor adquire bens ou serviços quando não possuía necessidade de os comprar (Kollat e Willet, 1967). No entanto, a compra por impulso pode ter uma outra conotação. Para Stern (1962), estas dependem de diversas condições e podemos estar perante uma compra por impulso planeada, quando o consumidor compra um produto em promoção mas que no entanto, já tinha intenções de o adquirir.

Rook e Fish (1995) defendem que o uso de ferramentas de *marketing* impulsionam as compras e por consequência as compras por impulso.

As compras por impulso associadas a campanhas promocionais acarretam consigo um outro fenómeno de compras enquadrado na lealdade de compra de uma marca ou produto. Existem vários tipos de consumidores: os leais a uma marca e os que segundo Kotler e Armstrong (2001) compram a marca que está em promoção. Estudos de Blatterberg e Neslin (1990) afirmam que os consumidores que procuram promoções e preços mais baixos são menos leais às marcas.

Vários aspetos podem justificar o comportamento de compra dos consumidores mas, para muitos autores, um dos mais importantes e relevantes é o fator sócio-demográfico. Kotler e Keller (2006) afirmam que: “*O comportamento de compra do*

consumidor é influenciado por fatores culturais, sociais, pessoais e psicológicos. Os fatores culturais exercem a maior e mais profunda influência”.

É ainda importante salientar que quando o consumidor decide adquirir determinado bem ou serviço é influenciado por circunstâncias não só económicas mas também sociais.

2.5 Previsão de vendas

A previsão de vendas é essencial nas organizações uma vez que possibilita uma melhoria no planeamento e uma tomada de decisão mais eficaz sobre o futuro da empresa. Contudo, carrega consigo alguma incerteza. Com o objetivo de diminuir essa incerteza, as técnicas de previsão de vendas estão em constante desenvolvimento. O avanço tecnológico, as oscilações na procura, o aumento da concorrência e a integração dos mercados são os principais fatores para que estratégias de negócio estejam em permanente alteração. Para Porter (1986) *“a essência da formulação estratégica é a compreensão do ambiente no qual a organização está inserida”.*

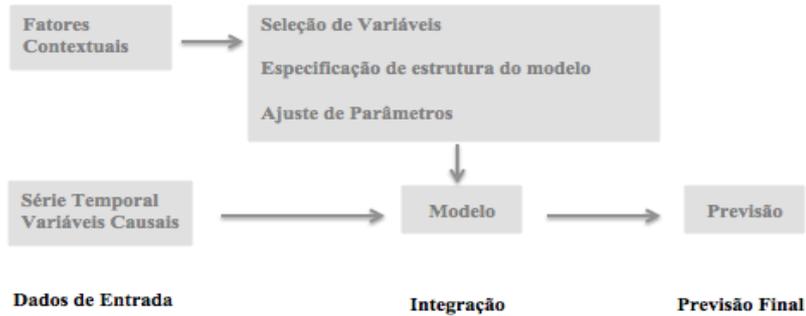
2.5.1 Enquadramento geral

Entre as diferentes técnicas de previsão podem salientar-se as que se baseiam em métodos qualitativos e as que se baseiam em métodos quantitativos. Enquanto as primeiras envolvem a participação do comportamento humano na previsão, as segundas pressupõem a aplicação de métodos quantitativos com base em dados históricos.

Inicialmente os modelos de previsão baseavam-se em métodos estatísticos básicos o que impedia que os resultados fossem sensíveis a variações como promoções ou variações de preço. Com o impulso tecnológico e com o avanço do mercado, a criação de modelos que conseguissem captar todos os parâmetros tornou-se imprescindível.

No âmbito da otimização dos modelos de previsão, diversas pesquisas mostram que para uma previsão de vendas eficaz e para um resultado de melhor qualidade, a combinação de técnicas é a melhor opção. Na generalidade, quando estamos perante uma combinação de técnicas, é apresentado um método principal e uma combinação de processos.

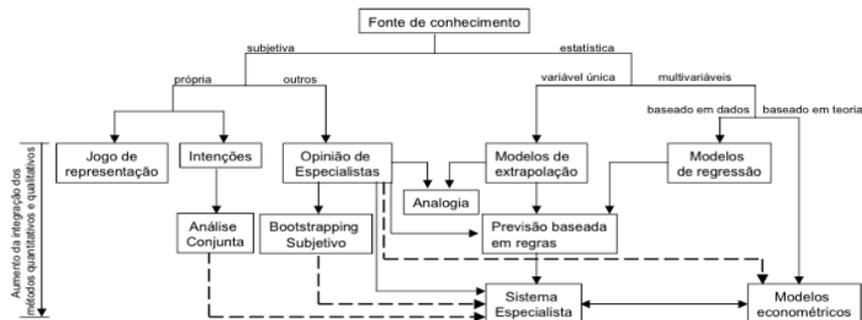
Para Webby e O’Conner (1996), os modelos de previsão devem integrar métodos quantitativos e métodos qualitativos como se pode verificar na Figura 3:



Fonte: Webby e O’Conor (1996)

Figura 3: Modelo de previsão com integração de métodos quantitativos e qualitativos.

Na mesma linha de pensamento, Armstrong (2008) sugere que a utilização destes dois métodos em simultâneo pode gerar melhores resultados futuros.



Fonte: Adaptado de Armstrong (1999)

Figura 4: Integração entre métodos de previsão.

O método de previsão qualitativo tem por base o conhecimento humano como forma de estabelecer uma previsão sobre o futuro. Para isso, recorre a conhecimentos e experiências dos gestores e dos restantes *stakeholders* das organizações (Armstrong, 2008).

Relativamente aos métodos quantitativos podemos considerar dois grupos: os extrapolativos e os causais. Os métodos extrapolativos usam somente os dados da série temporal da variável em estudo para gerar a previsão (Hamilton, 1994). As técnicas de previsão existentes variam entre simples médias móveis e alisamento exponencial até à

abordagem mais complexa de Box-Jenkins (Harvey, 1990). Apesar de identificarem e extrapolar os padrões de tendência, sazonalidade e autocorrelação das séries de modo eficiente, não permitem a integração de fatores externos tais como variações de preço e promoções (Alon *et al.*, 2001).

A previsão causal envolve a construção de modelos quantitativos usando variáveis representativas do fenômeno que se supõem ser determinantes para as vendas, ou seja, modelos de regressão com variáveis explicativas, tais como o preço do produto, o valor do desconto em promoção, a frequência de promoções de produtos semelhantes, a forma de publicidade utilizada, as características da categoria em promoção, promoções de competidores, promoções anteriores do mesmo produto e número de variedades do produto em promoção (Van Heerde *et al.*, 2002). Modelos causais mais sofisticados podem ainda envolver hipóteses acerca do comportamento dos consumidores (Fader e Hardie, 1996).

Os modelos vetoriais autoregressivos (VAR) permitem modelizar as relações de interdependência entre as diversas variáveis envolvidas no problema e avaliar o impacto dinâmico das perturbações aleatórias. Contudo, a sua complexidade torna frequentemente nestes casos o processo de estimação difícil (Enders, 2004).

Por outro lado, as técnicas de *machine learning* tais como árvores de regressão, suporte vetorial para regressão ou redes neurais, não assumem uma relação particular entre as variáveis e envolvem uma procura através do espaço da forma funcional, bem como a estimação dos parâmetros (Cooper e Giuffrida, 2000; Kuo, 2001; Thomassey e Fiordaliso, 2006).

2.5.2 Métodos qualitativos

Os métodos de previsão qualitativos resultam, na sua generalidade, da busca de opiniões, de experiência e de conhecimento da gestão empresarial. Este tipo de método é muito utilizado quando se pretende realizar uma previsão de médio e longo prazo, ou quando o volume de dados disponíveis é reduzido (Chambers e Smith, 1971). Para além do consenso que adicionam na previsão, este tipo de método integra um elevado *know how* efetivo (Goodwin, 2002).

Frequentemente, surgem dúvidas sobre o valor e precisão das previsões através de métodos qualitativos (Markridakis, Wheelwright, Hyndman, 1998) mas, para além

de toda a informação útil que disponibilizam para as empresas, muitos dos responsáveis empresariais não estão familiarizados com os métodos quantitativos, o que torna os métodos qualitativos o principal instrumento de previsão. Para Goodwin (2002), “A utilização de métodos qualitativos cria um sentimento de controlo e posse sobre o processo de previsão”.

O facto de se tratar de uma análise subjetiva torna este tipo de método propício a alguns padrões de tendência. A Tabela 1 mostra algumas das tendências mais comuns entre os métodos qualitativos.

Tipo	Descrição
Otimismo	O resultado vai ao encontro das necessidades e desejos das organizações.
Inconsistência	Aplicação de diferentes critérios nas diversas decisões.
Novidades	Maior valorização dos <i>inputs</i> mais recentes em detrimento dos mais passados.
Disponibilidade	Facilidade de reutilização de informação disponível.
Correlações ilusórias	Assumir pressupostos não provados.
Conservadorismo	Não aceitar as novas conclusões provenientes de novas informações.
Percepção seletiva	Utilizar a experiência como forma de prever problemas.

Fonte: Elaboração própria com base na teoria de Makridakis (1998)

Tabela 1: Tendências comuns em métodos quantitativos.

São inúmeros os métodos de previsão qualitativa disponíveis. Nesta secção serão apresentados apenas os mais relevantes e mais utilizados em previsão.

Opinião dos executivos

Segundo Caiado (2011), “A opinião dos executivos é o mais antigo e, porventura, o mais familiarizado método de previsão de vendas”. Este método consiste numa reunião entre os gestores executivos da empresa onde cada um dos elementos apresenta a sua perspetiva de previsão de vendas, e no final o diretor geral toma uma decisão (Caiado, 2011). A grande vantagem deste método é a simplicidade de

implementação. Segundo Caiado (2011), estudos anteriores mostram que este método apresenta bons resultados quando os gestores conseguem antecipar as oscilações do mercado ou quando, pela falta de dados históricos não se conseguem utilizar métodos estatísticos alternativos.

Método de Delphi

O método de Delphi consiste em recorrer ao conhecimento de especialistas em diversas áreas que através da sua experiência e capacidades técnicas, conseguem antecipar o comportamento do mercado e assim fazer uma previsão de vendas mais consistente. Para Caiado (2011), “ *O método de Delphi é uma técnica de previsão baseada no consenso de opiniões, tendo por base o princípio de que: n heads are better than one*”.

A opinião dos intervenientes é recolhida de forma individual, através de um questionário com um intuito de garantir ao máximo a credibilidade dos resultados. Apesar de muito dispendioso, o método de Delphi tem sido muito utilizado para o planeamento de diversas áreas como, a estratégia e a financeira das empresas. (Gupta, Clarke, 1996).

Expectativas dos consumidores

Este método de previsão consiste na obtenção da previsão de vendas através de questionários junto dos consumidores. Segundo Caiado (2011), este tipo de método funciona bem, em mercados onde o número de consumidores é limitado. Assim, um exemplo de utilização deste método de previsão é a empresa Airlines, que faz a previsão do tráfego com base num índice de expectativas, atendendo às intenções futuras de viajar dos seus atuais clientes.

A maior desvantagem deste método deve-se ao facto de estar inteiramente dependente do consumidor. A volatilidade do comportamento do consumidor, torna este método pouco eficaz.

2.5.3 Métodos Quantitativos

Os métodos quantitativos são caracterizados por serem métodos bem precisos e definidos na análise de dados dividindo-se em dois grupos: extrapolativos e causais.

2.5.3.1 Métodos extrapolativos

Uma série temporal é um conjunto de observações ao longo de um determinado período de tempo. Os métodos extrapolativos usam somente os dados de séries temporais para gerar a previsão. Passari (2003) afirma que este tipo de modelos sustentam as previsões com base em observações ao longo de intervalos de tempo mais ou menos constantes, que permitam diferir comportamentos passados e transportá-los para o futuro.

Os métodos extrapolativos e mais concretamente a análise de séries temporais, apesar de não permitirem a integração de fatores externos tais como informação promocional, permitem identificar alguns padrões e comportamentos de tendência e sazonalidade:



As técnicas de previsão de séries temporais mais comuns são alisamento exponencial e a abordagem de Box-Jenkins.

Os métodos de alisamento exponencial são métodos de previsão que atribuem pesos exponencialmente decrescentes com a antiguidade das observações (Caiado, 2011). Para Lemos (2006) este método utiliza como critério de ponderação progressões geométricas, onde as observações mais recentes possuem um maior peso superior às observações mais antigas. Este método apresenta grandes vantagens face aos outros métodos devido à sua simplicidade de utilização e baixo custo de computação.

A modelação ARIMA introduzida por Box e Jenkins em 1970 permite prever séries temporais estacionárias através de uma representação autorregressiva e médias móveis (Caiado, 2011). Para Lemos (2006) este método possibilita combinações de modelos que permitem melhorar a qualidade do resultado. Este tipo de modelos utiliza uma combinação de termos autoregressivos e de médias móveis integrados baseando-se na função de autocorrelação da série estacionária para especificar os respetivos parâmetros.

2.5.3.2 Métodos causais

Os métodos de previsão causal podem ser utilizados para qualquer período de tempo e são os mais indicados para análises de longo prazo. Este tipo de métodos procura descrever de forma matemática a relação de causa-efeito entre as variáveis. A grande vantagem destes métodos face aos anteriores é a capacidade de integração de fatores externos como as promoções ou as variações nos preços (Passari, 2003). Estes métodos podem subdividir-se em dois tipos: modelos de regressão e Data Mining.

A regressão é uma metodologia estatística que permite estabelecer e estudar a relação entre uma variável de interesse, designada por variável dependente e por uma ou mais variáveis, designadas como independentes. Assim, a partir do conhecimento das variáveis explicativas é possível prever o comportamento da variável dependente em análise. Quando se estuda um caso que envolve apenas uma variável explicativa, estamos perante um modelo de regressão simples, caso contrário, isto é, quando se consideram diversas variáveis explicativas, estamos perante um modelo de regressão linear múltiplo

O Data Mining é nada mais, nada menos que a ciência que domina o processamento e a criação de *know-how* em bases de dados. Através de ferramentas adaptadas, esta ciência consegue identificar a informação mais importante conseguindo assim potenciar a informação que as empresas armazenam. Para Fayyad (1996) Data Mining é “*O processo irregular de identificar padrões novos, válidos, úteis e compreensíveis por meio da observação dos dados contidos na base de dados*”. Assim, o Data Mining não tem apenas a função de captar padrões de informação, mas também de captar conhecimento de forma a ajudar na tomada de decisão.

2.5.4 Previsão de vendas por SKU

Quando se constrói modelos de previsão para um elevado número de SKU's, a perda de viabilidade do modelo ocorre com frequência. Em regra, os métodos de análise por SKU baseiam-se em séries temporais que analisam o histórico das vendas, com vista a obter um padrão de procura futuro (Raju, 1995 e Ord e Fildes, 2013).

De forma a obter melhorias na previsão de vendas e devido ao grande incremento e influência da atividade promocional no setor do retalho, os estudos mais

recentes têm integrado informações promocionais. Em muitos casos, não só informações promocionais dos SKU's em análise mas também dos produtos envolventes. No entanto, apesar de melhorar a qualidade do modelo, quando se considera a atividade promocional o número de variáveis aumenta exponencialmente. São diversas as formas para tentar ultrapassar esta limitação. Cooper (1999) e Huang (2014) afirmam que muitos retalhistas utilizam uma abordagem *base-times-lift* para uma previsão ao nível do SKU. Assim, numa primeira fase geram uma previsão de vendas baseadas em séries temporais e só depois, numa segunda fase é que introduzem as promoções.

Outros estudos, um pouco mais elaborados, normalmente baseados em modelos de regressão linear múltipla, utilizam um modelo de previsão de vendas, em que as promoções são consideradas desde o início. Cooper (1999) desenvolve um modelo de previsão (*Promocast*) onde utiliza uma análise de regressão transversal estática de vendas de SKU's com base no desempenho da loja. Este estudo apresenta no entanto a limitação de não considerar a atividade promocional dos produtos concorrentes.

Por seu lado Divakar (2005) desenvolve um modelo de previsão (*Chan4Cast*) onde inclui um alargado número de variáveis explicativas como o histórico de vendas, o preço, informação de concorrentes, variáveis promocionais e a sazonalidade.

Estes estudos têm atingido contribuições bastante significativas para a literatura, incrementando melhorias na previsão de vendas com a integração de mais e melhor informação potencial.

2.5.5 Modelos de previsão com elevado número de variáveis

A crescente disponibilidade de dados cria novos desafios ao mercado. Segundo Donoho (2000), “*Estamos na era da integração automática de dados, obtendo-se facilmente diversas variáveis sem saber quais as realmente importantes para o problema em análise*”.

Quando o número de variáveis é demasiado elevado, o processo de seleção das relevantes pode ser bastante complexo. Consequentemente, os algoritmos de seleção têm evoluído bastante, como por exemplo os algoritmos iterativos de regressão passo a passo (*stepwise regression*). Perante uma abordagem com base na redução de variáveis explicativas de um modelo, é assumido o pressuposto de que toda a informação

relevante é reunida num grupo em que todas as variáveis de previsão têm um fator comum.

Apesar da redução do número de variáveis simplificar o modelo, algumas críticas são apontadas. As variáveis são estimadas sem ter em conta a variável dependente. Assim, Stock e Watson (2002), consideram que algumas das variáveis excluídas podem ter impacto na previsão, uma vez que no processo de seleção não consideram a variável dependente.

O método da verosimilhança tem evoluído consideravelmente ao longo das últimas décadas. Tem sido o método mais utilizado no processo de escolha das variáveis independentes mais relevantes nos modelos de previsão. Tibshirani (1996) propõe este método de regressão como método de LASSO. Nos últimos anos, vários trabalhos foram referenciados pela aplicação e generalização do modelo de LASSO. Zou (2006) introduziu uma adaptação de LASSO na definição de parâmetros finitos, Meier (2008) e Yuan e Lin (2006) propõe uma rápida extensão do modelo de LASSO, designada como *Group LASSO*, que consiste em selecionar as variáveis em grupos de variáveis anteriormente definidos nos modelos de regressão linear. Com o elevado número de variáveis a considerar, muitas delas, e algumas bastante importantes podem estar diretamente correlacionadas com variáveis com menos importância, segundo (Fan e Lv, 2008) a correlação entre variáveis vai aumentando com a dimensão do modelo. LASSO, procura selecionar a única variável, entre o grupo de variáveis com alta correlação. Este método assegura que as variáveis importantes não são perdidas.

2.5.6 O impacto dos produtos intra-categoria

Cada vez mais o consumidor está direcionado para o conceito de promoção. Principalmente pela conjuntura económica, as cadeias de distribuição foram coagidas a desenvolver novos modelos de negócios, muito associados a fortes campanhas promocionais. É assim evidente que a procura de determinado produto está fortemente condicionada pelas promoções. Os consumidores estão cada vez mais fiéis à promoção e menos fiéis as marcas. Um grupo de investigadores concluiu que a maior resposta às campanhas promocionais, decorre com a mudança de marca (Gupta (1988) e Bucklin (1998)).

Nicholson (1998) circunscreve que os produtos são considerados substitutos se existir uma relação direta entre o preço de um e as vendas de outro, isto é se o aumento do preço de um produto proporciona um aumento nas vendas de outro produto. Mulhern e Leone (1991), apoiam a ideia que, dentro da mesma categoria e até sendo da mesma marca, são considerados substitutos.

Para além dos produtos intra-categoria, as promoções também influenciam as vendas de produtos complementares de outras categorias (inter-categorias). Walters (1991), com base em vendas de uma loja, por SKU, estudou a estrutura de uma campanha promocional e verificou que existem efeitos significativos tanto ao nível da intra como da inter-categoria.

Em suma, embora alguns estudos já forneçam a ideia que as promoções influenciam as vendas dos outros produtos, não só substitutos mas também complementares, a literatura tem vindo a centrar-se em modelos explicativos *ad-hoc* para justificar esta relação. Este fato deve-se sobretudo à complexidade dos modelos de previsão quando se deparam com um diverso número de variáveis e com a dificuldade em definir quais os produtos substitutos e complementares de um determinado SKU.

3. Grupo Sonae

O setor do retalho alimentar em Portugal tem vindo a suportar grandes alterações. A modernização do setor e o aparecimento de novas insígnias, mas sobretudo as constantes alterações nas estratégias comerciais e de marketing das empresas existentes, provocam uma grande oscilação no mercado e dificultam o planeamento operacional das várias áreas funcionais que constituem uma empresa deste setor. O presente estudo foca a atividade da maior cadeia de distribuição alimentar em Portugal, o Continente, detido pelo grupo Sonae.

A constante alteração do mercado e a necessidade de responder rapidamente à concorrência, leva a que, por vezes, se verifiquem elevados níveis de incerteza e ineficiência na tomada de decisão. A crescente expansão das campanhas promocionais e a necessidade de fidelizar clientes à insígnia, exige que as empresas tenham um conhecimento elevado do mercado e dos consumidores de forma a garantirem uma escolha eficiente dos produtos a promover, associando-se a uma gestão adequada de encomendas, *stocks* e armazenamento de forma a conseguirem cumprir os seus objetivos comerciais, isto é a atingirem o maior lucro.

Assim, como base inicial para a fundamentação deste trabalho será feita uma breve contextualização da temática, tanto na distribuição em Portugal como um enquadramento na empresa em estudo.

3.1 Contextualização

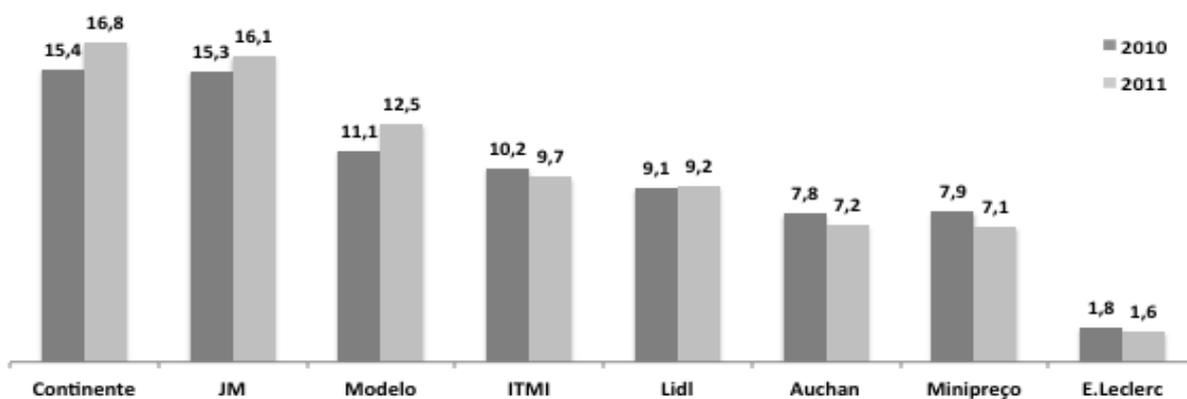
A distribuição no retalho alimentar, é um setor económico que envolve um conjunto de empresas ou insígnias, com a função de intermediárias entre os produtores e os consumidores. De forma simples, as lojas de distribuição alimentar, conseguem através de várias transações comerciais e logísticas, colocar diversos bens e serviços à disposição dos seus clientes, de forma conveniente, estando disponíveis em vários lugares e muitas delas em horários alargados. Os consumidores, conseguem assim adquirir os diversos bens que necessitam no mesmo local.

Segundo dados da Nielsen (2011), em Portugal estão presentes sete tipos de lojas de distribuição:

- Hipermercados
- Supermercados Grandes
- Supermercados Pequenos
- Livre-Serviço
- mercearias
- Drogarias
- Outros

Os Hipermercados, Supermercados Grandes e Supermercados Pequenos distinguem-se sobretudo pela dimensão e pelo número de produtos à disposição dos clientes. Enquanto os Hipermercados se situam maioritariamente nas grandes cidades e com uma área de venda superior a $2500 m^2$, os Supermercados apresentam uma área de venda entre os $400 m^2$ e os $2499 m^2$ e situam-se preferencialmente nas periferias das cidades.

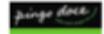
De acordo com o *ranking* publicado pela Kantar Worldpanel, em 2011 a distribuição alimentar em Portugal é basicamente dominada por cinco distribuidores: o Continente, o Pingo Doce, o grupo Auchan, o Lidl e o Mini-Preço. Como se pode verificar no Gráfico 1, o mercado é totalmente dominado pelas insígnias Continente (grupo Sonae) e Pingo Doce (grupo Jerónimo Martins). Estas insígnias representam uma quota de mercado de 16,8% e 16,1%, respetivamente.



Fonte: Kantar Worldpanel Ranking 2011

Gráfico 1: Quotas das insígnias da distribuição alimentar em 2011.

Em termos de volume de negócios, o Continente é líder com aproximadamente 3.8 M€ em 2011, segundo dados da APED. O Pingo Doce surge em segundo lugar com um volume de negócios a rondar os 3.7M€ (Figura 5).

		2011	2010	2011 vs 2010
1		3.779	3.747	1%
2		3.677	3.453	7%
3		1.659	1.601	4%
4		1.175	1.199	-2%
5		897	903	-1%

Fonte: APED, 2011

Figura 5: Volume de negócios dos principais retalhistas em Portugal em 2010 e 2011.

3.2 Breve visão histórica

Fundada em 18 de Agosto de 1959, por Afonso Pinto Magalhães, a Sonae (Sociedade Nacional de Estratificados) é atualmente um dos maiores e mais importantes grupos económicos portugueses.

Na década de 60, a par da sua criação, a Sonae centrava a sua atividade numa única área de negócio, a produção de laminado decorativo. Em 1965, contrata aquele que levaria a Sonae ao sucesso, o Eng^o Belmiro de Azevedo. Em 1971, o grupo diversificou a sua atividade, através da aquisição da Novopan, centrada na produção de aglomerado revestido, conseguindo assim iniciar a sua expansão a nível nacional, servindo de alicerce para investimentos futuros.

Em 1974, aquando da revolução do 25 de abril, o fundador, Afonso Pinto Magalhães, fugiu para o Brasil, deixando Belmiro de Azevedo no cargo de gestor e como responsável por todas as atividades futuras do grupo.

A primeira dinamização do negócio surge em 1975, com o início de atividade no setor da química industrial.

Com a revolução dos cravos, o setor empresarial português sofreu grandes alterações e foi neste período que a Sonae começou a procurar novos potenciais de negócio, tendo maior foco no retalho alimentar.

Em 1982, após a morte de Afonso Pinto Magalhães, o Eng^o Belmiro de Azevedo assume a liderança do grupo, ao atingir a maioria do capital da empresa. No ano seguinte, é constituída a Holding Sonae Investimentos, SGPS, SA e, ao mesmo tempo, a empresa é lançada no mercado de capitais com uma capitalização bolsista de 500.000 contos ($\approx 2.5\text{M€}$). A *joint venture* entre a Sonae e a Promodès, em 1983, foi a rampa de lançamento para o crescimento da empresa. Em 1984, foi iniciada a atividade da Modelo Continente Hipermercados, criada a Sonae UK, Ltd (atual Sonae Industria), adquirida e modernizada a maior empresa de aglomerado de madeira do país, a Agloma e ainda, com o objetivo de gerir os seguros e a gestão de risco do grupo, criada a MDS.

Um dos pontos fulcrais na história da Sonae, remete para 1985, com a abertura do Primeiro Hipermercado em Portugal, o Continente de Matosinhos, que marca o início da atividade da Sonae Distribuição.

Com o objetivo de crescer e de diversificar as áreas de negócio, em 1986, iniciou a atividade na área do Turismo, com a abertura do atual Porto Palácio Hotel e com a aquisição da Orbitur. No ano seguinte, lança 7 OPV's, onde obteve uma resposta bastante positiva do mercado. Uniformiza ainda Modelo e Invictos, para uma só marca, com a criação de uma nova insígnia, as cadeias de supermercados Modelo (atualmente designadas por Continente Modelo). Não só a Sonae Distribuição estava em expansão, a Sonae Indústria também procurava diversificação, ao adquirir a SIAF e Palvopan.

Em 1988, mais uma expansão de áreas de atividade, criação da Sonae Tecnologias de Informação.

O ano de 1989, foi um ano bastante preenchido na companhia, com o início da atividade da Sonae Imobiliária, com abertura dos dois primeiros centros comerciais geridos pela empresa, aquisição da Star (que deu origem às atuais agências de viagens, Geostar), entrada no mercado da restauração com a criação do grupo Ibersol (representação de grandes marcas internacionais, como a Pizza Hut e a Burger King).

Até à década de 80, o foco da empresa centrava-se na diversificação dos negócios. A década de 90, é caracterizada como a era do desenvolvimento de negócios estratégicos e controle financeiro de negócios não estratégicos. Assim, em 1990, lança o jornal Público e abre a fábrica SIAF MDF, que proporcionou à Sonae Indústria a liderança do setor. Em 1991, abre o primeiro centro comercial moderno em Portugal, Cascaishopping e lança os primeiros produtos da marca própria Continente. No ano

seguinte, participa no capital social do BPA – Banco Português do Atlântico, e em 1993, a Sonae Industria, adquire uma posição de controlo num dos maiores grupos no setor de painéis de madeira espanhol.

O ano de 1995 foi muito preenchido, a empresa lançou o Visa Universo, aposta no lançamento do retalho especializado, com o lançamento das lojas Modalfa e com a abertura dos Health Club Solinca. No ano seguinte, lança a insígnia Worten.

Em 1997, abre o maior centro comercial da Península Ibérica, CC Colombo, entra com o retalho especializado em Espanha, adquire a Vobis e lança a insígnia Sport Zone. No ano seguinte, entra no ramo das telecomunicações, com o lançamento da Optimus, torna-se o maior acionista da Barbosa & Almeida, aquisição e venda de créditos na TVI, pela Sonae Tecnologias de Informação. Para finalizar em grande a década de 90, em 1999, a Sonae, abre o Centro Comercial Vasco da Gama, inicia a internacionalização da Sonae Sierra, lança a Clix e a Novis.

O crescimento internacional e a reorganização do portfólio de negócios, tiveram como maior destaque na década de 2000. Iniciou com a criação da BizDirect, lançou um *site* de leilões online, o miau.pt, expande a Sonae Sierra em Itália e na Alemanha e reforça a posição da Sonae Indústria na África do Sul.

Em 2001, inaugura o Algarveshopping e lança a WeDo Consulting. Com o conceito de internacionalização sempre presente, em 2002, a companhia iniciou a sua atividade no Brasil, com a abertura do maior centro comercial da América Latina e com a expansão da MDS e da WeDo Consulting. Em 2004, foram lançadas mais duas insígnias, a Zippy e Worten Mobile, a MDS foi integrada numa das maiores redes de corretores do mundo.

Os anos seguintes de 2005 e 2006, foram também anos relevantes para a empresa, com destaque para o *Spin Off* da Sonae Indústria, e com alteração de designação de Sonae Imobiliária para Sonae Sierra. Lançamento da insígnia Área Saúde (atual Well's), e do Clix Smart TV, nesta altura o grupo de Belmiro de Azevedo, através da Sonaecom, lança uma OPA sobre a PT e PT Multimédia.

Em 2007, ocorre mais um acontecimento revolucionário na Sonae. Belmiro de Azevedo torna-se Chairman e foi o filho, Paulo Azevedo que assumiu o lugar da presidência. Ainda neste ano, a empresa compra a cadeia de supermercados Carrefour Portugal, transformando-os em Hipermercados Continente. Um ano importante também

para a Sonae MC, com o lançamento dos cartões de fidelização. Criação de mais uma insígnia, as lojas de papelaria book.it (atuais note), entrada na Roménia da Soane Sierra e *Spin Off* da Sonae Capital. No ano seguinte, lançamento das sapatarias Loop e das cafetarias Bom Bocado, internacionalização da Sport Zone e da Worten para o mercado Espanhol.

Em 2009, a Sonae comemora 50 anos e foi apresentada uma nova estratégia corporativa, onde as áreas de negócio foram reorganizadas.

A década de 10, devido ao lançamento da nova identidade corporativa, tem especial foco na expansão internacional, com enfoque em Espanha (46 novas lojas) e com a abertura das 5 primeiras Zippy na Arábia Saudita. Os primeiros anos foram de grande expansão a nível internacional, com entrada em novos mercados. Em 2012 a Sonae é premiada em Cannes pela sua identidade corporativa.

Os anos de 2013 e 2014, continuaram com especial foco no mercado internacional, mas sem nunca desamparar o mercado nacional. Criação do regime de *franchising* para os supermercados de conveniência, Meu Super. Expansão internacional de várias insígnias da Sonae, com entrada em 5 novos mercados. Lançamento de mais uma insígnia, ZU, especializada em animais, implementação de novos conceitos de loja, na Worten, Sport Zone e Zippy. Passo importante neste ano também para a Sonaecom. A fusão da Zon com a Optimus dá origem à marca NOS.

Em Abril de 2015, Belmiro de Azevedo abandona o seu lugar de Chairman no grupo, cedendo-o ao filho, Paulo Azevedo, que paralelamente a esta função, assume juntamente com o Ângelo Paupério, a função de presidente do grupo Sonae.

3.3 Missão e áreas de negócio

A Sonae tem como principal atividade o retalho, mas detém também de duas grandes parcerias ao nível dos centros comerciais e das telecomunicações. Para esta empresa, os valores representam os princípios pelos quais a empresa pauta a sua atividade e a relação com todos os seus parceiros. Tem como missão criar valor económico e social a longo prazo, levando os benefícios do progresso e da inovação a um número crescente de pessoas.

É atualmente o maior empregador privado em Portugal, com mais de 40 000 trabalhadores e está presente em 68 países (Figura 6).

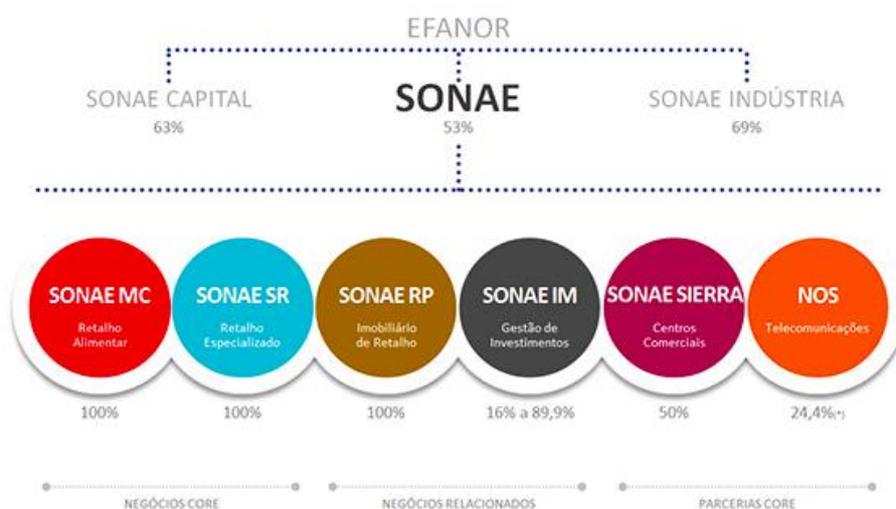


Fonte: Sonae, março 2015

Figura 6: Presença da Sonae no mundo.

O elevado número de empresas e áreas de negócio detidas pela empresa mãe, Sonae, leva a uma meticulosa organização (Figura 7).

A Sonae Indústria e a Sonae Capital estão atualmente ao mesmo nível da empresa Sonae, isto é, autónomas, constituindo assim, as 3 grandes empresas do universo Sonae. A Efanor, empresa detida na totalidade pela família Azevedo é a sócia maioritária de todas elas.



Fonte: Sonae, Apresentação Institucional 2014

Figura 7: Áreas de negócio Sonae.

3.4 Sonae MC

A Sonae MC (Sonae Modelo Continente) é a área de negócio da Sonae responsável pelo retalho alimentar. É líder de mercado em Portugal. Apresentou, em 2014, um volume de negócio de 3.461 milhões de euros e um EBITDA de 241 milhões de euros (Comunicado de Resultados Sonae, 2014). Concentra aproximadamente 64% dos colaboradores totais da empresa.

A Sonae MC detém uma vasta gama de produtos e marcas (Figura 9), sendo a insígnia Continente, a que mais se destaca. Desde março de 2015, todas as lojas de retalho alimentar da Sonae MC possuem a designação de Continente, levando assim à extinção da marca Modelo e *Bonjour*. Assim, a área alimentar encontra-se repartida pelas insígnias Continente, Continente Modelo, Continente Bom Dia, Bom Bocado, Continente Ice e Meu Super (*Franchising*).

Apesar de caracterizada como retalho alimentar, a Sonae MC não detém apenas lojas do setor alimentar. Insígnias de retalho especializado, que por terem surgido “dentro” do Continente, ficaram agregadas nesta área de negócio quando se tornaram insígnias do grupo, como é o caso da Well’s (Saúde, Bem Estar e Ótica), da Note (Livraria e Papelaria), da Zu (Produtos e serviços para cães e gatos) e da Pet and Plants (Jardins e Animais).



Fonte: Sonae, Apresentação Institucional 2014

Figura 9: Negócios e marcas Sonae MC.

Com formatos distintos, a Sonae MC disponibiliza aos seus clientes 640 lojas, incluindo 162 em regime de *franchising*, que representam aproximadamente 639 mil m² de espaços comerciais (Figura 10).



Fonte: Sonae, Apresentação Institucional 2014

Figura 10: Lojas Sonae MC.

3.4.1 A Sonae MC e a fidelização

A evolução com conceito de fidelização, em largura e profundidade, tem sido uma constante ao longo dos anos (Caruana, 2004). A constante alteração dos mercados originou que o foco da empresa se direcionasse para os clientes, em detrimento do produto. Foi assim necessário, que o marketing se adaptasse a esta realidade, adotando uma estratégia mais específica para cada tipo de cliente, “*marketing one-to-one*”.

De forma a se diferenciarem dos seus principais concorrentes, as empresas tiveram que adotar um comportamento que permitissem não só captar clientes mas também, e ainda mais importante, fidelizar os seus clientes. Como já referido, autores como Engel (2000) e Kotler e Keller (2006) têm vindo a defender que a retenção dos clientes deve assumir um papel ainda mais importante do que a própria conquista de novos clientes.

Neste sentido, no dia 23 de Janeiro de 2007 a Sonae MC lança o cartão de fidelização Continte (Figura 11), com o objetivo claro de se diferenciar dos seus principais concorrentes e ao mesmo tempo construir uma base consistente sobre os hábitos de consumo dos seus clientes, conseguindo assim uma vantagem competitiva.



Figura 11: Cartão de fidelização Continte.

Desde a data de lançamento, o Cartão de Fidelização Continte conta com mais de 3,4 milhões de utilizadores. 90% das transações efetuadas nas lojas da insígnia Continte são acompanhadas deste instrumento, o que permite um elevado *know-how* sobre os comportamentos de compra dos consumidores.

A construção de uma base de dados consistente, permitiu uma segmentação dos clientes que facilita a implementação do *marketing* direcionado.

3.5 O Mercado e as promoções

A febre promocional verificada nos últimos anos tem sofrido constantes alterações, ao nível de formatos e de intensidade. O dia 1 de maio de 2012 foi um marco na história do retalho alimentar português, assim como um ponto importante nas estratégias de *marketing*. Neste dia, o Pingo Doce, abandona a sua estratégia de EDLP e lança uma promoção de 50% de desconto direto em todos os artigos. Segundo analistas do BPI (Revista de Negócios e Distribuição – Grande Consumo, 2014) esta promoção proporcionou uma redefinição total do mercado da distribuição alimentar. As cadeias concorrentes tiveram que reagir a esta alteração de estratégia do *Pingo Doce*, que semanalmente começou a lançar folhetos com vários artigos com promoções de desconto direto, maioritariamente 50%.

O Continte, concorrente direto do *Pingo Doce*, que até então tinha direcionado a sua estratégia promocional para o cartão de fidelização, com descontos acumuláveis em cartão e com descontos direcionados para os clientes através dos

cupões (utilizando um *marketing* segmentado) teve que acompanhar a alteração do “rival” de forma a não perder clientes. A insígnia da Sonae, passa assim também a apostar nos folhetos semanais e de fim-de-semana, com grandes descontos diretos mas mantendo também, embora em menor número, os descontos em cartão.

Assim, os descontos que inicialmente surgiam em períodos específicos, passam agora a ser parte fundamental e predominante nos folhetos, proporcionando um grande incremento nas vendas, devido à elevada procura dos consumidores. Com base num estudo da Marktest (Grande Distribuição, Março 2015), “ desde o 1º de maio de 2012, com a mega campanha nas lojas Pingo Doce, tem-se verificado uma alteração significativa nas campanhas promocionais realizadas pelas insígnias, tendo, a partir desse momento, passado a comunicar mais em folhetos e com promoções mais agressivas, onde imperam as promoções de 50% ”.

Este novo *boom* promocional, concebe também um novo tipo de consumidor designado por *discount seeker*, isto é, consumidores cada vez mais atentos aos diversos tipos de descontos. Com base em dados do estudo TGI da Marktest, ¼ da população portuguesa tem este perfil de consumidor.

Apesar de surgirem cada vez com mais frequência, os tipos de descontos têm sofrido grandes alterações. Foi sobretudo a partir do ano de 2012, que os grandes descontos começaram a surgir e foi a partir dessa mesma data que os descontos diretos ganharam posição face aos descontos em cartão. Em anos anteriores, as promoções de 50% ocorriam maioritariamente em cartão. No início de 2014 a situação inverte-se de forma clara. Atualmente, mais de 50% das promoções até 50% são em desconto direto (Figura 12).

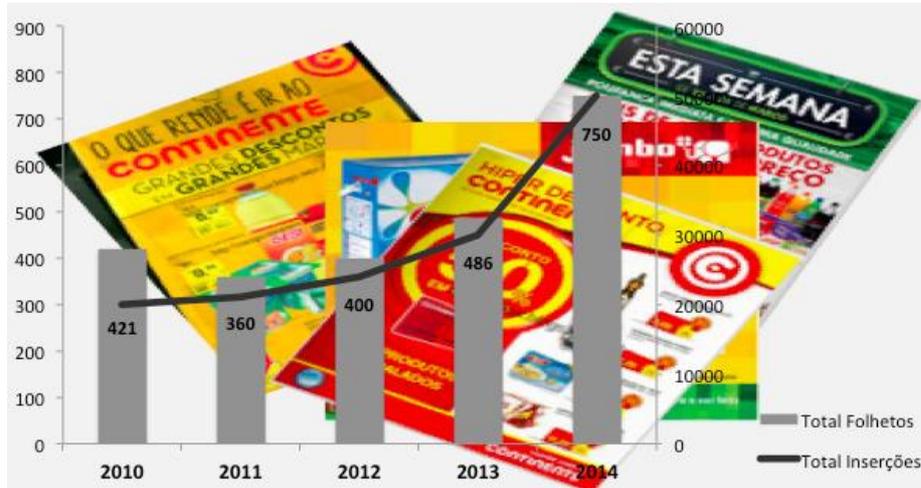


Fonte: Marktest, Março 2015

Figura 12: Desconto em cartão vs desconto direto.

Também as publicações em folhetos têm sofrido grandes alterações nestes últimos anos. A análise da evolução do número de folhetos das principais insígnias, pela

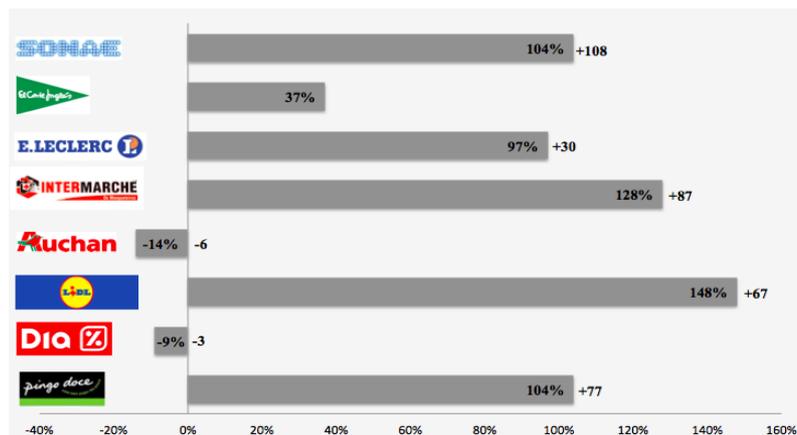
Marktest, (para o primeiro semestre dos últimos quatro anos), conclui que para além de um aumento significativo no número de folhetos, ocorreu também um aumento significativo nos produtos comunicados em 2014 (Gráfico 2).



Fonte: Adaptado Marktest e-Foliotrack, 2014

Gráfico 2: Evolução dos folhetos de 2010 a 2014.

Analisando o número de folhetos publicados, entre 2012 e 2014, o crescimento é considerável, tendo-se verificado, em 2014, um aumento de 54% face ao período homólogo (Gráfico 3).



Fonte: Adaptado Marktest, 2015

Gráfico 3: Crescimento da publicação de folhetos de 2010 a 2014.

Em média os folhetos estão em vigor 11,9 dias consecutivos (Marktest, 2014).

Em situação inversa ao que se verifica no número de folhetos e no número de produtos em promoção, as categorias de produtos com mais promoções, não têm vindo a sofrer grandes alterações, mantendo-se durante este período sem grandes variações.

Como se pode verificar na figura abaixo (Figura 13), obtida por uma análise da Marktest, podemos concluir que a categoria de mercearia ocupa a primeira posição no que diz respeito a produtos comunicados.



Fonte: Adaptado Marktest, 2015

Figura 13: Categorias de produtos mais comunicados.

Em suma, esta análise mostra que as categorias de produtos mais comunicadas, dizem respeito aos produtos considerados como os de primeira necessidade para os consumidores, como a mercearia, os produtos de higiene pessoal e os lacticínios.

4. Caso de estudo

4.1 Enquadramento

O Continente é sem margem de dúvidas líder de mercado no que diz respeito ao retalho alimentar em Portugal. Para além das cadeias de Hipermercados Continente, a empresa dispõe ainda de duas tipologias de supermercados: o Continente Modelo e o Continente Bom Dia, e ainda algumas pequenas lojas de conveniência designadas por Meu Super.

Apesar de líder, as alterações constantes no mercado e sobretudo a pressão da concorrência sobretudo por parte do Grupo Jerónimo Martins (Pingo Doce), levam o Continente a uma constante alteração das estratégias de marketing e comunicação, de forma a continuar a liderar o mercado e a manter os seus clientes fiéis.

Em 2007, com o lançamento do cartão de fidelização, o Continente conseguiu captar e fidelizar um grande número de clientes. Diariamente lançava produtos com descontos acumuláveis em cartão (maioritariamente de 50%). O desconto ficando disponível apenas no dia seguinte à data da compra, impulsionava o cliente a voltar à loja para descontar o saldo. Com o passar do tempo, diversas campanhas foram associadas ao cartão Continente como: oferta de 5€ por cada 500€ de compras, diversas parcerias por exemplo com a Edp e a Galp, e os cupões personalizados enviados para os clientes. Os cupões foram sem dúvida a grande revolução do mercado. O cartão Continente permitiu a construção de uma base de dados sólida sobre os seus clientes, o que facilitou posteriormente, a criação de um marketing segmentado. Assim o Continente segmentou os seus clientes em 7 “grupos” e de dois em dois meses emite cupões, com descontos em cartão, em artigos que se encaixam no perfil de compra dos consumidores.

No entanto, após o grande *boom* promocional do dia 1 de maio de 2012 levado a cabo pelo Grupo Jerónimo Martins (Pingo Doce), o Continente sentiu necessidade de acompanhar as tendências do mercado e refinar a sua atividade promocional. Apesar de manter os descontos em cartão, começou a apostar mais nos descontos diretos e nos folhetos semanais. Entramos assim na temática e na análise deste estudo.

Semanalmente, de terça a segunda-feira, o Continente lança para mercado um folheto com aproximadamente 130 produtos em promoção, em cartão e em desconto direto (predominantemente). Regra geral, todos os folhetos têm presentes artigos das diversas direções comerciais de produtos tais como: o Alimentar, o Bazar, a Casa, o Food & Bakery e os Frescos.

O elevado conhecimento do comportamento de compra dos consumidores, através do cartão de fidelização, garantia ao Continente uma previsão bastante eficiente dos produtos que os clientes iriam comprar e qual a reação que teriam às campanhas promocionais, uma vez que a grande maioria era em desconto em cartão. Assim, a insígnia conseguia uma gestão eficiente de *stocks*, uma forte negociação com os fornecedores e uma logística eficaz de distribuição e armazenamento.

Com a passagem do *boom* promocional para o desconto direto, o Continente ficou sem *know how* para fazer uma previsão de vendas eficiente. Em primeiro lugar, pelo facto de se tratar de um perfil promocional relativamente recente não permite ao Continente traçar um perfil consistente das campanhas. Em segundo lugar, uma vez que não está associado ao cartão de fidelização, não é possível identificar quais os clientes que aderiram à campanha e quais as quantidades que cada cliente adquiriu. Em terceiro lugar, e segundo o Continente, o mais relevante neste tipo de campanhas, deve-se ao facto dos pequenos retalhistas “açambarcarem” grandes quantidades dos produtos em promoção, uma vez que com estas promoções conseguem preços mais vantajosos.

4.2 Conjunto de dados

A fase preparação dos dados necessários para a realização deste trabalho repartiu-se por várias etapas que se descrevem sucintamente de seguida.

A primeira etapa consistiu numa reunião informal com o departamento de marketing da Sonae onde foram clarificados os principais pontos fracos da previsão de vendas do Continente, por forma a focar este estudo de previsão numa ferramenta útil para a empresa.

A segunda etapa consistiu na identificação de toda a informação necessária para o estudo do caso e fontes e bases de dados a consultar. Uma vez que esta análise tinha por base a atividade promocional foi necessário proceder à recolha das vendas brutas

diárias das lojas assim como a informação de todos os folhetos lançados no período em estudo.

No que diz respeito às vendas brutas foi necessária uma recolha detalhada das vendas diárias das lojas. Esta informação foi recolhida consultando a base de dados da Sonae no formato especificado na Tabela 2.

Insígnia	Código de loja	Data	SKU	Quantidade	Valor (€)
-----------------	-----------------------	-------------	------------	-------------------	------------------

Fonte: Elaboração própria

Tabela 2: Layout de recolha de informação de vendas brutas diárias das lojas.

Em paralelo foi criada uma tabela de identificação da loja (com chave igual ao código da loja) e uma tabela de identificação do artigo (com chave igual ao SKU). Assim, através do código da loja foi possível identificar as características da mesma e através do SKU foi possível identificar nomeadamente o nome do artigo, a categoria, a subcategoria e a unidade de negócio correspondente.

O valor das vendas brutas não reflete a redução de preço dos artigos com desconto em cartão de fidelização, visto que o valor do desconto é faturado (e acumulado no cartão). Por isso, foi necessária uma análise minuciosa a toda a informação promocional contida nos folhetos cuja duração é relativa a uma semana (de 3^a feira a 2^a feira). O facto dos folhetos do Continente conterem para além das promoções em cartão também os artigos com desconto direto tornou a extração de dados bastante morosa, visto que não é fácil identificar nos folhetos os produtos com desconto direto e os produtos com desconto em cartão.

A informação compilada através dos folhetos está visível na Tabela 3.

Nome do Folheto	Data Início	Data Fim	Direção Comercial	Unidade de Negócio	Categoria	SKU	PVP Inicial	% Desconto	PVP Final	Tipo de Promoção
------------------------	--------------------	-----------------	--------------------------	---------------------------	------------------	------------	--------------------	-------------------	------------------	-------------------------

Fonte: Elaboração própria

Tabela 3: Layout de recolha de informação de folhetos.

Dando importância à relevância que o departamento de marketing deu a previsões diárias ao nível do SKU por loja optou-se por realizar o estudo de previsão à loja Continente de Matosinhos com base nos critérios e justificações que se apresentam na Tabela 4.

Critério		Justificação
1º	Tipologia da loja	Conter um maior volume de informação tanto de vendas como de promoções.
2º	Vendas brutas	Encontrar-se durante o período em análise no top 5 de vendas brutas da insígnia Continente.
3º	Localização	Conhecer-se fisicamente a loja e a área envolvente.

Fonte: Elaboração própria

Tabela 4: Critérios de seleção da loja e respetiva justificação.

Acrescente-se ainda que a loja Continente de Matosinhos é a mais distinta de todas as lojas do Grupo visto que foi a primeira loja da Sonae, aberta em 1986 e ainda o primeiro hipermercado em Portugal. Através do estudo para esta loja pretendeu-se demonstrar a metodologia de previsão adotada que poderá no futuro ser replicada para todas as restantes lojas do Grupo.

Tendo em conta o objetivo essencial deste trabalho que consistiu em efetuar uma previsão eficaz das vendas da insígnia Continente com base no perfil das campanhas promocionais atuais, selecionou-se o período de tempo entre 7 de janeiro de 2014 e 27 de abril de 2015 (476 dias).

Assim, numa primeira fase foi essencial a construção das séries diárias ao nível de SKU de

- Quantidade vendida,
- Preço unitário (em €),
- Percentagem de desconto direto e
- Percentagem de desconto em cartão

relativas ao período de tempo em causa.

Constatou-se a existência de vendas em 142 507 SKUs no período em estudo. Sendo o volume de informação tão elevado, optou-se pela restrição da análise aos

departamentos e categorias com mais impacto nas vendas e no quotidiano dos consumidores tendo sido selecionados todos os SKUs referentes aos departamentos “Alimentar” e “Frescos”.

Com esta triagem, chegou-se a um total de 26 023 SKUs. Sendo esta base de informação ainda demasiado grande e tendo em conta que se trata de uma análise de vendas diárias, foi utilizado o critério de considerar apenas os SKUs que apresentavam vendas em 95% dos dias do período de tempo considerado. Assim, a análise ficou restrita a 1 347 SKUS tendo esta sido a base de trabalho escolhida para a realização do estudo.

Saliente-se ainda que a série diária do preço unitário foi obtida dividindo o total das vendas brutas diárias pela quantidade vendida diariamente. A existência de promoção com desconto direto foi identificada analisando a variação de preço diária. Foi assinalada a existência da referida promoção no caso de ocorrer uma redução de preço superior a 10 % que se mantivesse no máximo durante 15 dias. Esta análise pretendeu salvaguardar a identificação quer de eventuais descontos diretos específicos da loja que não saíram no folheto, quer as oscilações de preço naturais dos produtos.

Dos 1 347 SKUS foram selecionadas as seguintes 11 subcategorias:

- Carne de suíno
- Frango
- Maçãs
- Conservas de peixe
- Óleos
- Pastas dentífricas
- Leite UHT
- Coca colas
- Detergente manual de roupa
- Açúcar
- Leite pasteurizado

que totalizaram 692 SKUs.

Para a análise do desempenho dos vários modelos econométricos em estudo foram considerados 109 SKUs focais.

A Tabela 5 mostra o número de SKUs focais e o número total de SKUs das várias subcategorias analisadas. Estas subcategorias estão ordenadas por ordem decrescente da percentagem média de semanas com desconto direto. Pode observar-se que a subcategoria “Carne de suíno” é a que apresenta a maior percentagem média de semanas com desconto direto e que a percentagem média de semanas com desconto direto é em todos os casos superior à percentagem média de semanas com desconto em cartão, o que confirma a estratégia atual de promoções da Sonae.

Subcategoria	Número de SKUs focais	Percentagem média de semanas com desconto direto	Percentagem média de semanas com desconto em cartão	Total de SKUs
Carne de suíno	3	49.51	8.33	109
Frango	11	28.47	3.74	61
Maçãs	5	25.88	10	37
Conservas de peixe	11	13.23	7.75	132
Óleos	4	12.13	2.57	25
Pastas dentífricas	20	9.34	4.85	118
Leite UHT	21	6.23	2.73	61
Coca Colas	16	4.8	3.14	64
Detergente manual de roupa	5	3.23	0	14
Açúcar	8	0.92	0.55	44
Leite pasteurizado	5	0.29	0.59	27
	109			692

Fonte: Elaboração própria

Tabela 5: Estatísticas descritivas do conjunto de dados.

As Figuras 14, 15 e 16 mostram as séries temporais simultaneamente da quantidade vendida (linha vermelha) e do preço unitário (linha azul) de SKUs focais de várias subcategorias. As barras a cinzento-claro correspondem a promoções de desconto direto e as barras a cinzento-escuro correspondem a promoções de desconto em cartão. Com estes gráficos pretende mostrar-se algumas particularidades presentes no conjunto de dados em estudo.

Nomeadamente no primeiro cronograma da Figura 14 pode observar-se que a série deste SKU apresenta uma certa sazonalidade mensal, padrão frequente em séries temporais deste tipo, e que neste caso não há qualquer variação no preço.

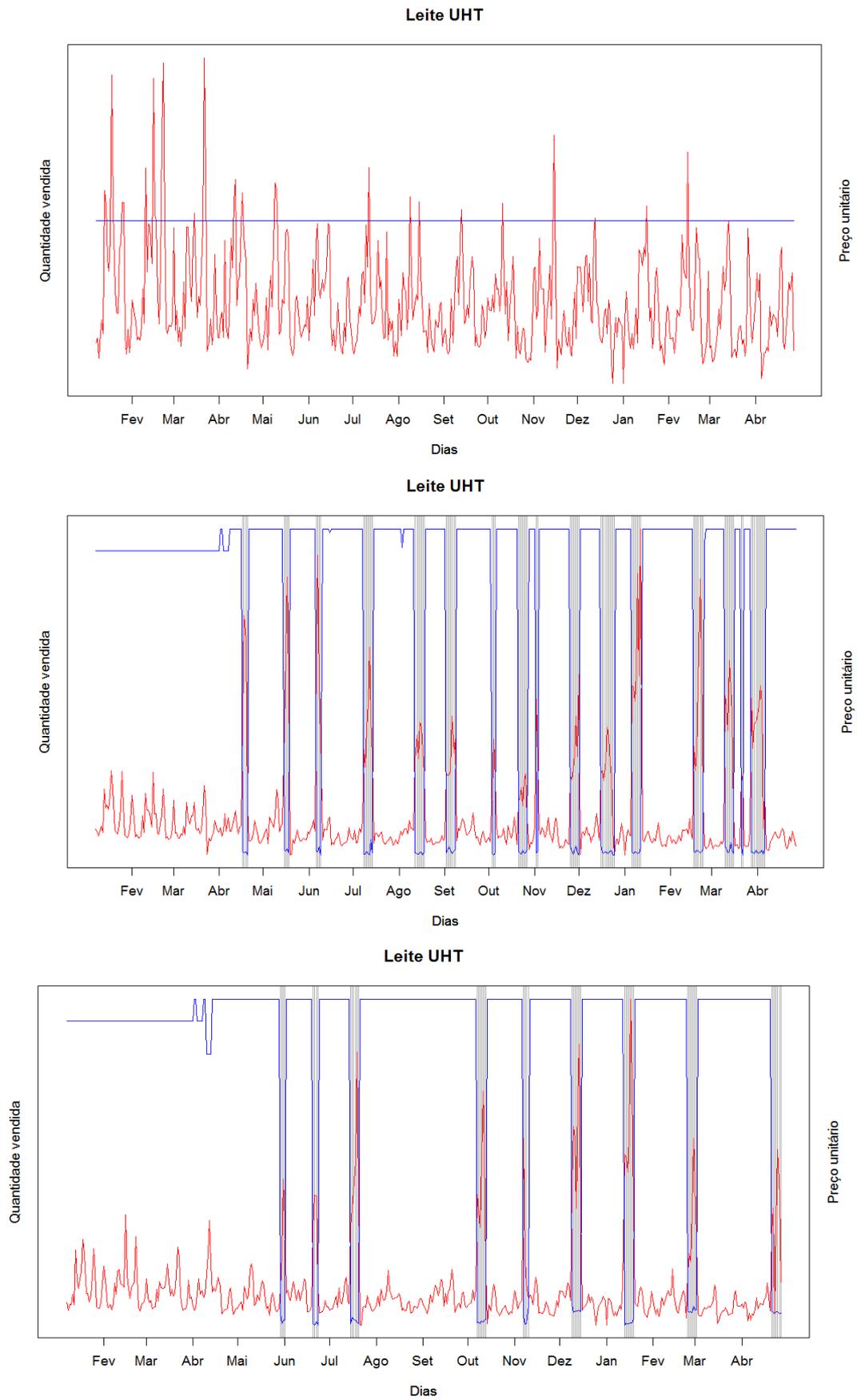


Figura 14: Séries temporais de SKUs focais da subcategoria “Leite UHT”.

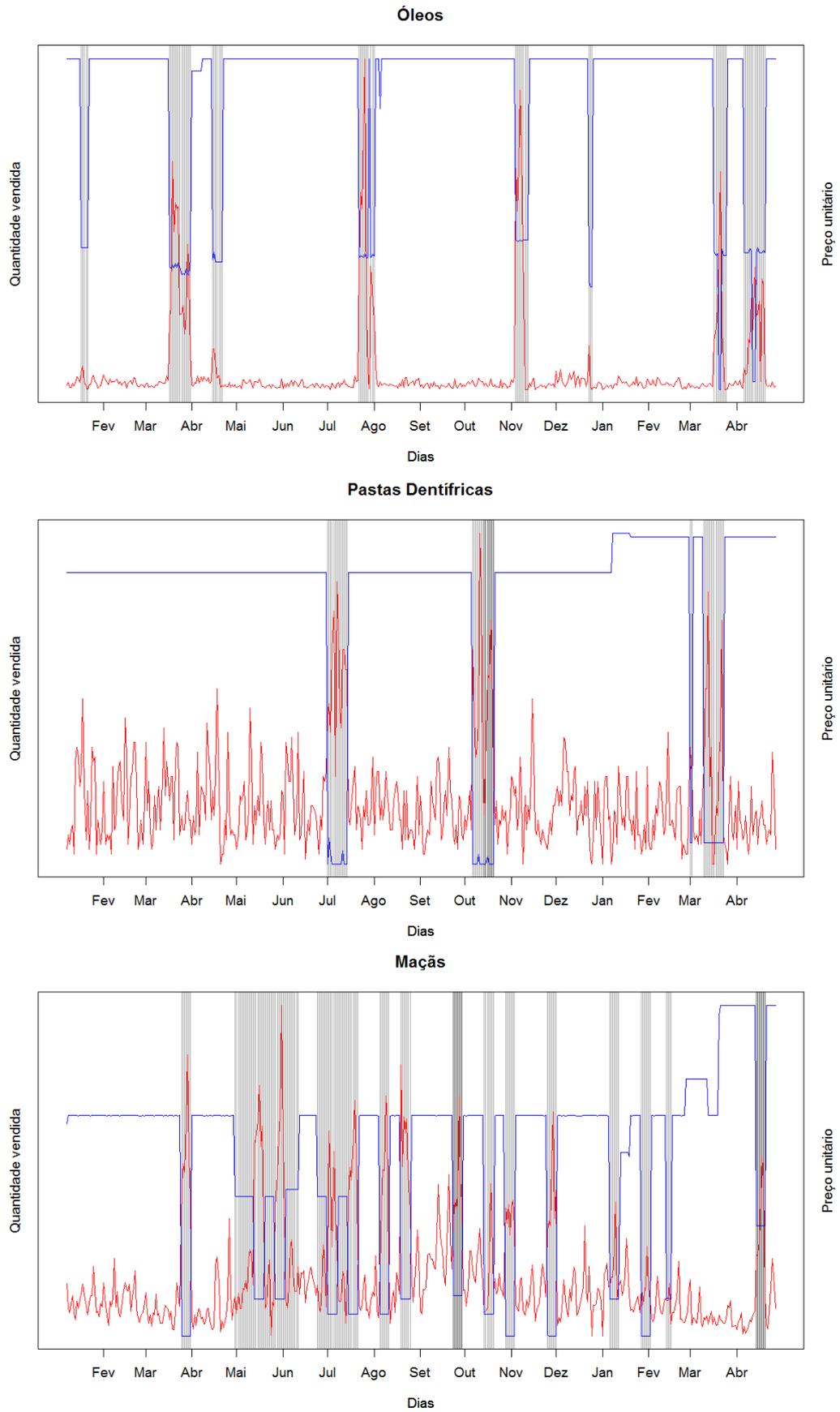


Figura 15: Séries temporais de SKUs focais das subcategorias “Óleos”, “Pastas dentífricas” e “Maçãs”.

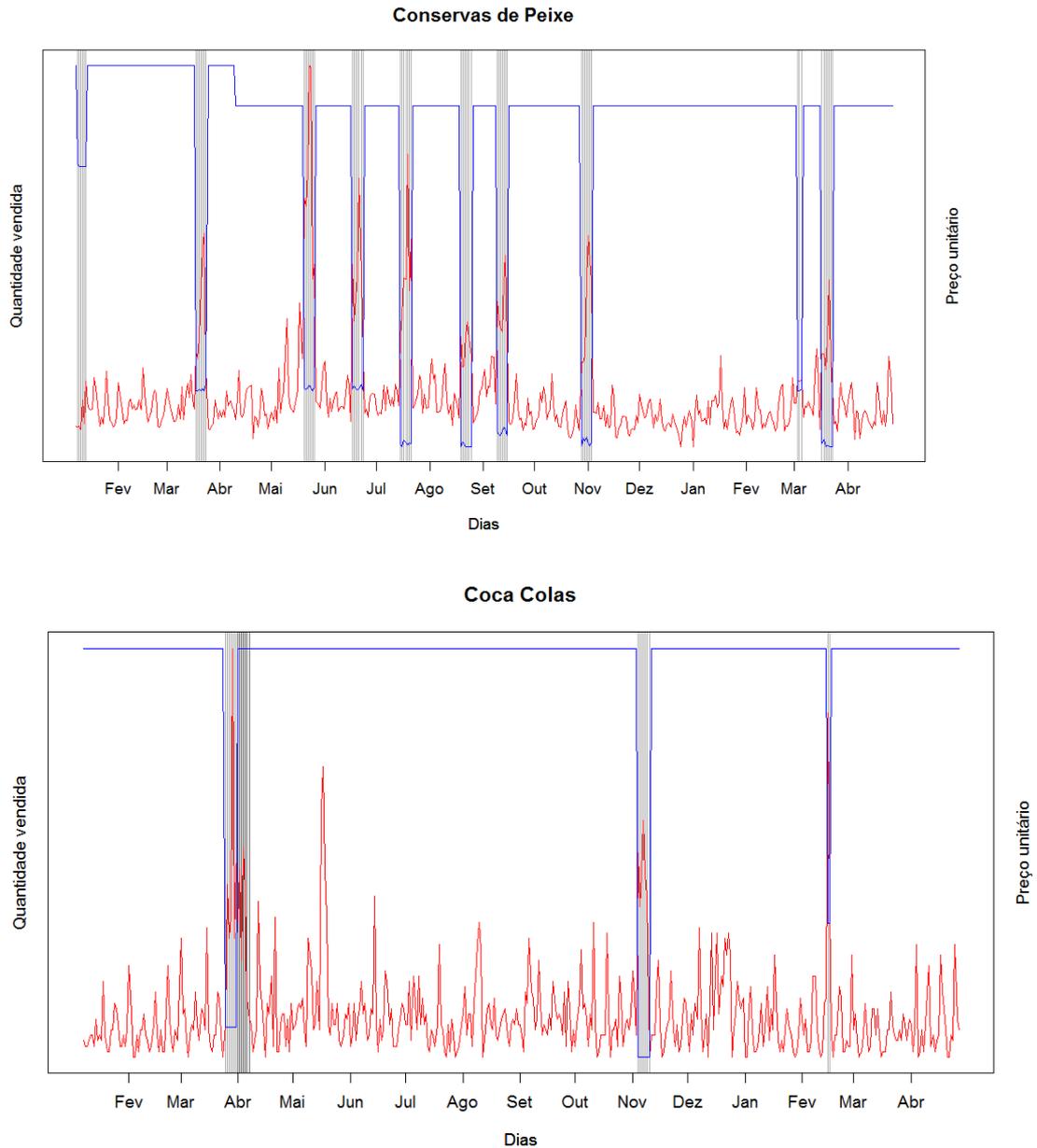


Figura 16: Séries temporais de SKUs focais das subcategorias “Conservas de peixe” e “Coca colas”.

Os dois cronogramas a vermelho seguintes de SKUs da subcategoria “Leite UHT” mostram claramente o aumento da quantidade vendida nos períodos de promoção. Pode também observar-se que apesar da redução de preço ser sempre a mesma o aumento da quantidade vendida varia o que mostra que uma mesma campanha promocional pode ter impactos diferentes. Note-se que a quantidade vendida regularmente baixou ligeiramente quando as promoções se tornaram mais frequentes o

que mostra que os consumidores têm tendência a comprar em maior quantidade nos períodos de promoção diminuindo as suas compras fora destes períodos.

O cronograma do SKU da subcategoria “Óleos” mostra que as campanhas de menor duração têm tendência a produzir um impacto menor nas vendas do que as de maior duração, o que pode ser explicado pela falta de oportunidade de compra por parte dos consumidores.

Nomeadamente no cronograma do SKU da subcategoria “Coca colas” pode observar-se que poderão existir aumentos esporádicos nas vendas que não estão associados a promoções do próprio produto, mas possivelmente serem devidos a campanhas promocionais de outros produtos.

Apesar das particularidades apontadas, estes gráficos mostram que de uma modo geral as campanhas promocionais provocam um aumento significativo das vendas que não podem ser modelizadas exclusivamente com a informação acerca da quantidade vendida do próprio produto, isto é com métodos de previsão de séries temporais puros tais como alisamento exponencial ou modelos ARIMA, e que requerem a inclusão de informação adicional tal como o preço, o tipo de promoção e a percentagem de desconto da promoção.

5. Estudo empírico

Este capítulo inicia com uma apresentação da metodologia utilizada no desenvolvimento do trabalho. De seguida são apresentados os resultados de previsão obtidos nas diferentes subcategorias e os resultados do desempenho dos vários modelos utilizados finalizando-se com uma discussão dos mesmos.

5.1 Metodologia

A necessidade de inclusão de variáveis exógenas no modelo de previsão exclui a possibilidade de utilização de modelos de previsão puros e remete-nos para o modelo de regressão linear múltiplo que no caso de séries temporais é

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{t,1} + \beta_2 X_{t,2} + \dots + \beta_k X_{t,k} + U_t \quad (4.1)$$

onde Y_t é a variável dependente, X_1, X_2, \dots, X_k são k variáveis independentes, $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$ são os parâmetros ou coeficientes de regressão e U_i é a perturbação ou erro aleatório. Este modelo baseia-se no conjunto de pressupostos seguinte:

- Os valores das variáveis independentes são conhecidos;
- O valor esperado dos erros é nulo, $E(U_i) = 0$;
- Os erros são homoscedásticos, isto é, são constantes ao longo das observações;
- Não existe autocorrelação nos erros, isto é, a covariância entre dois quaisquer erros é nula;
- Não existe multicolineariedade perfeita, isto é, não existe uma relação linear perfeita entre as variáveis explicativas;
- Os erros aleatórios são identicamente distribuídos.

Para o caso em estudo é importante incluir no modelo de regressão variáveis exógenas e endógenas desfasadas que traduzam o efeito real das promoções nas vendas. Assim, optou-se por um modelo autoregressivo de desfasamentos distribuídos (ADL) alimentado por variáveis explicativas desfasadas endógenas (vendas de períodos

passados) e exógenas (preço, tipo de percentagem de desconto, eventos de calendário e preço, tipo de percentagem de desconto dos concorrentes). Para uma variável exógena X_t o modelo ADL com p lags vem

$$Y_t = \delta + \theta_1 Y_{t-1} + \theta_2 Y_{t-2} + \dots + \theta_p Y_{t-p} + \varphi_0 X_t + \varphi_1 X_{t-1} + \dots + \varphi_p X_{t-p} + U_t \quad (4.2)$$

A escolha deste tipo de modelo deve-se sobretudo às vantagens que apresenta (ver Tabela 6).

Vantagens do modelo ADL	
1	Possibilidade de incluir informação de períodos anteriores, não só vendas mas também de preços, promoções e eventos de calendário.
2	Beneficiar de toda a teoria estatística de regressão em que se insere, facilitando a sua validação e avaliação.
3	Fácil interpretação dos resultados.

Fonte: Elaboração própria

Tabela 6: Vantagens do modelo ADL.

A inclusão de uma grande quantidade de informação num modelo de regressão implica um considerável aumento do número de variáveis explicativas. Este facto acarreta consigo aspetos positivos, como o aumento da capacidade preditiva do modelo, e aspetos negativos, como por exemplo a saturação do mesmo (*overfitting*). Se uma previsão de vendas incluindo informação do próprio SKU já é uma situação complexa, quando a informação promocional acerca dos seus produtos concorrentes é considerada, o número de variáveis explicativas cresce muito e o número de modelos possíveis é consideravelmente elevado (cerca de 2^n , sendo n o número de variáveis explicativas).

Assim, torna-se necessário adotar uma estratégia de seleção das variáveis explicativas mais adequadas. A abordagem mais comum é o método “passo-a-passo” – *stepwise* (*forward* e *backward*): o método *forward* consiste em iniciar o processo de seleção com o modelo de regressão que contém apenas a constante e ir adicionando uma variável de cada vez de forma a melhorar o ajustamento. Esta melhoria de ajustamento é

controlada pelo valor da estatística t das variáveis e/ou pelo valor da estatística $R^2_{ajustado}$; o método *backward* consiste em iniciar o processo de seleção com o modelo de regressão que contém todas as variáveis explicativas e também através do valor da estatística t das variáveis e/ou pelo da estatística $R^2_{ajustado}$ ir eliminando variáveis. O método “passo-a-passo” tem sido criticado por ter uma forte tendência para reter variáveis irrelevantes e dispensar variáveis relevantes (Flom e Cassell, 2007).

Tibshirani (1996) propôs o procedimento de seleção de variáveis explicativas LASSO (Least Absolute Shrinkage and Selection Operation). Este procedimento estima o modelo de regressão incluindo todas as variáveis explicativas potenciais com uma condição adicional para a soma dos valores absolutos de todos os coeficientes:

$$Y = X\beta + U \quad \text{sujeito a} \quad \sum_{j=1}^N |\beta_j| = \tau, \quad \tau \leq \tau_0 \quad (4.3)$$

onde Y é o vetor da variável dependente estandardizada, X é a matriz das variáveis explicativas estandardizadas, U é o vetor dos erros aleatórios independentes e identicamente distribuídos (i.i.d.), β é o vetor dos coeficientes de regressão e N o número e τ_0 é o fator de redução que é igual à soma dos valores absolutos de todos os coeficientes. Quando esta condição é aplicada no processo de estimação, alguns coeficientes irão tender para zero à medida que o fator de redução aumenta e parte destes irão ser mesmo zero se o fator de redução é suficientemente grande, e conseqüentemente as respectivas variáveis explicativas serão excluídas do modelo. Este fator pode ser determinado pelo critério de informação de Akaike (AIC) ou através de validação cruzada. Habitualmente esta técnica de redução contínua melhora a exatidão da previsão devido ao trade off que estabelece entre o enviesamento e a variância. Usando simulação, Flom e Cassell (2007) compararam o desempenho do método “passo-a-passo” com o LASSO e os seus resultados sugerem que no caso de conjuntos de dados pequenos o primeiro método tende a dispensar variáveis relevantes e a reter irrelevantes tendo o LASSO tido um desempenho superior.

A correlação entre as variáveis explicativas relativas aos produtos concorrentes tende a ser elevada visto que frequentemente as promoções são alargadas a toda a subcategoria. Uma abordagem alternativa para a diminuição do número de variáveis explicativas do modelo de regressão que resolve o problema da multicolinearidade é a

utilização de Análise de Componentes Principais (PCA). Esta redução é conseguida através da transformação do conjunto de variáveis explicativas num novo conjunto de variáveis linearmente independentes, os Componentes Principais, que estão ordenados de tal modo que os primeiros retêm a maior parte da variação contida nas variáveis originais.

A utilização de PCA em aplicações de previsão pode não ser eficaz visto que os Componentes Principais selecionados podem não ter qualquer capacidade preditiva sobre a variável dependente podendo os componentes eliminados ser mais úteis. Para contornar este problema decidiu-se realizar PCA em combinação com LASSO. Esta abordagem tem a vantagem de combinar a utilização de PCA para tratamento da multicolinearidade com a capacidade superior do LASSO para a seleção de variáveis explicativas adequadas.

Tal como já referido, variáveis explicativas relevantes podem estar fortemente correlacionadas com outras menos importante mas o método LASSO tende a selecionar arbitrariamente somente uma de entre grupos de variáveis com elevadas correlações. Esta situação pode conduzir à seleção de variáveis explicativas menos relevantes em virtude de estas estarem fortemente correlacionadas com outras mais importantes que são dispensadas.

Estudo anteriores (Huang, Fields e Soopramanien, 2014) revelam que as variáveis explicativas relativas o próprio SKU são mais relevantes para a previsão das suas vendas do que as mesmas variáveis explicativas relativas a outros SKUs concorrentes. Se incluirmos simultaneamente no modelo de regressão as variáveis explicativas do próprio SKU e as variáveis explicativas de produtos concorrentes é provável que o LASSO selecione as variáveis explicativas de produtos concorrentes correlacionadas com as do SKU focal em vez destas últimas.

Para resolver este problema decidiu-se realizar regressão com LASSO em duas etapas. Numa primeira etapa foram só incluídas num modelo ADL as variáveis explicativas relativas ao SKU focal nomeadamente: lags da quantidade vendida, preço unitário (em €) e seus lags, percentagem de desconto direto, uma variável binária de indicação de desconto direto, percentagem de desconto em cartão, uma variável binária de indicação de desconto em cartão, uma variável binária de indicação de feriados e

eventos festivos e uma variável binária de indicação de último fim de semana do mês cuja formulação é:

$$\begin{aligned} \ln(Y_{ki,t}) = & \eta_{ki} + \sum_{l=0}^L [\alpha_{kil} \ln(Y_{ki,t-l-1}) + \beta_{kil} \ln(P_{ki,t-l})] + \delta_{ki}PDD_{ki,t} + \gamma_{ki}DD_{ki,t} + \mu_{ki}PDC_{ki,t} \\ & + \rho_{ki}DC_{ki,t} + \vartheta_{ki}E_{ki,t} + \theta_{ki}FS_{ki,t} + \gamma_{1ki,t} \end{aligned} \quad (4.4)$$

onde:

- $\ln(Y_{ki,t})$ é o logaritmo da quantidade do SKU i da categoria k vendida no dia t ;
- η_{ki} é a constante específica do SKU i da categoria k (etapa 1);
- $\ln(P_{ki,t})$ é o logaritmo do preço do SKU i da categoria k no dia t ;
- $PDD_{ki,t}$ é a percentagem de desconto direto do SKU i da categoria k no dia t ;
- $DD_{ki,t}$ é a variável binária de indicação de desconto direto do SKU i da categoria k no dia t ; 1 se houve desconto e 0 em caso contrário;
- $PDC_{ki,t}$ é a percentagem de desconto em cartão do SKU i da categoria k no dia t ;
- $DC_{ki,t}$ é a variável binária de indicação de desconto em cartão do SKU i da categoria k no dia t ; 1 se houve desconto e 0 em caso contrário;
- $E_{ki,t}$ é variável binária de indicação de eventos festivos e feriados; 1 se houve evento e 0 em caso contrário;
- $FS_{ki,t}$ é uma variável binária de indicação de último fim de semana do mês; 1 se foi o último fim de semana do mês e 0 em caso contrário;
- $\alpha_{kil}, \beta_{kil}, \delta_{ki}, \gamma_{ki}, \mu_{ki}, \rho_{ki}, \vartheta_{ki}, \theta_{ki}$ são os coeficientes do modelo;
- $\gamma_{1ki,t}$ é o erro ou a perturbação aleatória.

A ordem L dos lags a incluir foi assumida igual a 2 neste estudo. Foi utilizada validação cruzada 10-fold para obter o valor ótimo do fator de redução do LASSO no processo de estimação do modelo.

Após a seleção das variáveis explicativas e da estimação dos parâmetros do modelo ADL pela regressão LASSO foram calculados os erros de previsão do conjunto de treino $\gamma_{ki,t}$ e as previsões do conjunto de teste relativas à primeira etapa.

Numa segunda etapa foram utilizados num segundo modelo ADL os erros de previsão do conjunto de treino $\gamma_{1ki,t}$ da primeira etapa como variável dependente e incluídas as variáveis explicativas promocionais relativas aos SKUs da mesma categoria do SKU focal nomeadamente: quantidade vendida, preço unitário (em €), percentagem de desconto direto, uma variável binária de indicação de desconto direto, percentagem de desconto em cartão e uma variável binária de indicação de desconto em cartão, cuja formulação é:

$$\gamma_{1ki,t} = \varphi_{ki} + \sum_{j=1, j \neq i}^{n_k} \left[\alpha_{ki}^j \ln(Y_{kj,t}) + \beta_{ki}^j \ln(P_{kj,t}) + \delta_{ki}^j PDD_{kj,t} + \gamma_{ki}^j DD_{kj,t} + \mu_{ki}^j PDC_{kj,t} + \rho_{ki}^j DC_{kj,t} \right] + \gamma_{2ki,t} \quad (4.5)$$

onde:

- $\ln(Y_{kj,t})$ é o logaritmo da quantidade do SKU j da categoria k vendida no dia t ;
- φ_{ki} é a constante específica do SKU j da categoria k (etapa 2);
- $\ln(P_{kj,t})$ é o logaritmo do preço do SKU j da categoria k no dia t ;
- $PDD_{kj,t}$ é a percentagem de desconto direto do SKU j da categoria k no dia t ;
- $DD_{kj,t}$ é a variável binária de indicação de desconto direto do SKU j da categoria k no dia t ; 1 se houve desconto e 0 em caso contrário;
- $PDC_{kj,t}$ é a percentagem de desconto em cartão do SKU j da categoria k no dia t ;
- $DC_{kj,t}$ é a variável binária de indicação de desconto em cartão do SKU j da categoria k no dia t ; 1 se houve desconto e 0 em caso contrário;
- $\alpha_{ki}^j, \beta_{ki}^j, \delta_{ki}^j, \gamma_{ki}^j, \mu_{ki}^j, \rho_{ki}^j$ são os parâmetros do modelo;
- $\gamma_{2ki,t}$ é o erro ou a perturbação aleatória.

Neste modelo, se as variáveis explicativas correspondem aos componentes principais extraídos do PCA então as variáveis Y, P, PDD, DD, PDC e DC representam esses componentes. Ou seja, foi efetuada uma análise PCA a cada tipo variável explicativa (quantidade vendida, preço, etc) contendo cada PCA a respetiva variável explicativa de todos os SKUs dessa categoria.

Após a seleção das variáveis explicativas e da estimação dos parâmetros do modelo ADL pela regressão LASSO foram calculadas as previsões do conjunto de teste relativas à segunda etapa. As previsões finais corresponderam à soma das previsões do conjunto de teste da primeira etapa com as previsões do conjunto de teste da segunda etapa.

5.2 Modelos empíricos

Assim, para cada um dos SKU focais (no total de 109) foram estimados 7 modelos alternativos distintos cujo desempenho se pretendeu comparar:

- ETS (ExponenTial Smoothing) – modelo de espaço de estados baseado em alisamento exponencial (Hyndman e Athanasopoulos, 2012). Este modelo foi utilizado como *benchmark*. Trata-se de uma modelo de previsão de séries temporais sofisticado contudo não permite a inclusão de covariáveis.
- ADL_Own – modelo ADL correspondente à equação (4.4). Neste modelo apenas foram incluídas as variáveis explicativas do próprio SKU focal.
- ADL_Intra_Top5 – modelo ADL baseado nas equações (4.4) e (4.5) onde foram incluídas as variáveis explicativas do SKU focal e as variáveis explicativas dos SKUs da mesma categoria do SKU focal com vendas no Top5 dessa categoria.
- ADL_Intra_All – modelo ADL baseado nas equações (4.4) e (4.5) onde foram incluídas as variáveis explicativas do SKU focal e as variáveis explicativas dos SKUs da mesma categoria do SKU focal.
- ADL_Intra_PC70 – modelo ADL baseado nas equações (4.4) e (4.5) onde foram incluídas as variáveis explicativas do SKU focal e os componentes principais das variáveis explicativas dos SKUs da mesma categoria do SKU focal cuja percentagem acumulada de variação total ultrapassa 70%.
- ADL_Intra_PC80 – modelo ADL baseado nas equações (4.4) e (4.5) onde foram incluídas as variáveis explicativas do SKU focal e os

componentes principais das variáveis explicativas dos SKUs da mesma categoria do SKU focal cuja percentagem acumulada de variação total ultrapassa 80%.

- ADL_Intra_PC90 – modelo ADL baseado nas equações (4.4) e (4.5) onde foram incluídas as variáveis explicativas do SKU focal e os componentes principais das variáveis explicativas dos SKUs da mesma categoria do SKU focal cuja percentagem acumulada de variação total ultrapassa 90%.

5.3 Avaliação da previsão

Por forma a avaliar e comparar o desempenho dos vários modelos empíricos considerados dividiram-se as séries temporais das variáveis de todos os SKUs do conjunto de dados (no total de 692), relativas ao período entre 7 de janeiro de 2014 e 27 de abril de 2015 (476 dias), em dois subconjuntos:

- o conjunto de treino foi constituído pelos primeiros 355 dias (51 semanas);
- o conjunto de teste foi constituído pelos últimos 119 dias (17 semanas).

O conjunto de treino foi utilizado para a seleção das variáveis explicativas e estimação dos parâmetros de cada um dos modelos ADL através da regressão LASSO. Utilizando cada um dos modelos estimados foram calculadas previsões para o conjunto de teste e os respetivos erros.

Foram utilizadas 5 medidas de erro para comparar o desempenho de previsão dos 7 modelos empíricos estudados. As medidas dependentes de escala mais comuns são a raiz quadrada do erro quadrático médio (RMSE – Root Mean Squared Error) e o erro absoluto médio (MAE – Mean Absolute Error) definidas da forma seguinte:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\text{média}(e_t)^2} \quad \text{MAE} = \text{média}(|e_t|) \quad (4.6)$$

onde $e_t = Y_t - \hat{Y}_t$ é o erro de previsão do dia t , Y_t é a quantidade vendida no dia t e \hat{Y}_t é a previsão da quantidade vendida para o dia t . Estas medidas de erro são facilmente calculadas e de fácil interpretação o que as torna bastante populares.

Os erros percentuais têm a vantagem de serem adimensionais e portanto são habitualmente utilizados para comparar desempenhos de previsão relativos a diferentes conjuntos de dados. As medidas mais habituais são o erro percentual médio (MPE – Mean Percentage Error) e erro percentual absoluto médio (MAPE – Mean Absolute Percentage Error) definidas da forma seguinte:

$$\text{MPE} = \text{média}(p_t) \quad \text{MAPE} = \text{média}(|p_t|) \quad \text{onde } p_t = \frac{e_t}{Y_t} \times 100 \quad (4.7)$$

O erro escalado absoluto médio (MASE – Mean Absolute Scaled Error) pode ser usado em alternativa ao MAPE para comparar desempenhos de previsão relativos a conjuntos de dados expressos em escalas diferentes. A ideia é escalar os erros com o MAE de um método de previsão básico do conjunto de treino. O erro escalado é definido por

$$\text{MASE} = \text{média} \left(\frac{|e_t|}{\frac{1}{m-1} \sum_{i=2}^m |Y_i - Y_{i-1}|} \right) \quad (4.8)$$

onde m é o número de observações do conjunto de treino. O MASE é inferior/superior a 1 se a previsão é melhor/pior do que a previsão média do método básico de previsão para o conjunto de treino.

5.4 Resultados

Esta secção apresenta os resultados obtidos na avaliação de desempenho dos 7 modelos descritos na Secção 5.2. A avaliação do desempenho de previsão foi efetuada utilizando estes modelos para realizar previsões das quantidades dos 109 SKUs focais vendidas diariamente no período de teste. Saliente-se que esta previsão utilizou a informação de 692 SKUs associados às subcategorias em estudo. Para a realização

destas previsões foi necessário obter uma previsão das vendas do SKU focal no período de teste. Esta previsão foi obtida utilizando o método básico de previsão naive.

A Tabela 7 contém, para cada um dos 7 modelos avaliados, os valores obtidos para as cinco medidas de erro descritas na Secção 5.3. A negrito estão seleccionados os valores mais baixos para cada medida de erro.

Modelo	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE
ETS	96.477	53.436	-23.28	73.645	0.977
ADL_Own	84.919	45.942	-42.07	74.454	0.876
ADL_Intra_Top5	85.306	45.224	-42.702	75.72	0.891
ADL_Intra_All	85.348	45.775	-45.645	77.814	0.899
ADL_Intra_PC_70	86.252	46.261	-43.132	76.207	0.896
ADL_Intra_PC_80	86.31	46.336	-41.797	75.308	0.894
ADL_Intra_PC_90	86.788	46.298	-42.04	75.411	0.898

Tabela 7: Desempenho global dos modelos.

Os valores mínimos para todas as medidas de erro foram obtidos em modelos que incorporam informação adicional, para além das séries das vendas do próprio produto, exceto no MPE e no MAPE cujo valor mínimo foi obtido pelo *benchmark*. Outro aspeto relevante é o facto de globalmente nenhum dos modelos que integram os componentes principais relativos aos produtos concorrentes ter obtido o melhor desempenho para estas medidas de erro.

As Tabelas 8, 9 e 10 apresentam o desempenho dos modelos para cada uma das 11 subcategorias seleccionadas, respetivamente os modelos ETS e ADL_Own na Tabela 8, os modelos ADL_Intra_Top5 e ADL_Intra_All na Tabela 9 e os três modelos relativos aos componentes principais (ADL_Intra_PC_70, ADL_Intra_PC_80 e ADL_Intra_PC_90) na Tabela 10.

Subcategoria	ETS					ADL_Own				
	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE
Suíno	68.152	43.205	21.224	62.412	1.341	60.053	38.873	-25.968	78.346	1.198
Frango	17.519	12.216	-8.273	67.45	0.915	15.874	11.283	-39.665	81.295	0.867
Maçãs	66.123	46.067	-16.081	72.106	1.278	57.88	39.535	-32.44	72.202	1.124
Conservas de Peixe	269.437	144.299	-33.067	108.14	1.406	221.775	104.269	-44.129	84.216	1.046
Óleos	56.976	27.728	5.125	67.134	0.893	49.038	26.027	-59.915	92.196	0.775
Pastas Dentífricas	18.379	10.154	-5.741	73.391	1.373	17.523	9.5	-23.907	74.253	1.276
Leite UHT	348.127	190.237	-51.137	114.078	1.235	310.066	169.634	-79.412	113.389	1.093
Coca Colas	34.426	18.395	-70.435	106.321	1.055	32.175	16.679	-73.114	101.234	0.999
Detergente Manual de Roupas	6.356	4.956	18.981	55.531	0.869	4.852	3.942	-41.529	72.671	0.713
Açúcar	13.042	10.234	-30.46	65.655	0.811	15.745	13.063	-41.058	69.699	0.796
Leite Pasteurizado	12.886	9.663	-12.899	62.266	0.879	12.593	9.541	-26.339	67.546	0.869

Tabela 8: Desempenho por categoria dos modelos ETS e ADL_Own.

Subcategoria	ADL_Intra_Top5					ADL_Intra_All				
	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE
Suíno	60.36	38.883	-21.129	75.419	1.194	59.874	38.972	-27.643	79.515	1.201
Frango	16.093	11.298	-32.43	77.62	0.871	15.949	11.36	-38.54	80.875	0.867
Maçãs	59.035	40.423	-28.352	71.769	1.157	59.274	40.924	-28.612	72.874	1.168
Conservas de Peixe	221.066	101.409	-30.186	75.634	1.038	221.122	101.812	-31.445	76.705	1.039
Óleos	49.054	26.032	-55.168	89.947	0.776	50.165	24.903	-37.183	77.352	0.766
Pastas Dentífricas	17.533	9.546	-29.649	79.14	1.289	17.507	9.533	-30.279	78.531	1.286
Leite UHT	312.557	166.253	-72.591	109.047	1.087	312.544	168.563	-74.557	111.635	1.108
Coca Colas	33.219	18.359	-103.806	124.517	1.119	32.93	18.977	-115.13	134.107	1.156
Detergente Manual de Roupas	4.893	3.947	-34.649	69.161	0.714	4.918	3.946	-31.914	67.866	0.714
Açúcar	13.166	10.342	-30.768	62.722	0.771	14.205	11.523	-44.916	70.195	0.778
Leite Pasteurizado	12.461	9.513	-30.717	69.77	0.867	12.298	9.437	-33.141	70.578	0.861

Tabela 9: Desempenho por categoria dos modelos ADL_Intra_Top5 e ADL_Intra_All.

Subcategoria	ADL_Intra_PC_70					ADL_Intra_PC_70					ADL_Intra_PC_70				
	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE
Suíno	60.57	38.896	-31.278	80.432	1.194	60.675	38.852	-30.183	79.595	1.192	60.594	38.755	-29.705	79.112	1.188
Frango	15.96	11.353	-39.311	82.064	0.881	15.994	11.353	-36.726	80.275	0.88	15.964	11.342	-37.164	80.657	0.879
Maçãs	58.106	39.742	-30.912	71.717	1.13	58.469	40.107	-28.808	71.311	1.145	58.838	40.393	-27.932	70.998	1.155
Conservas de Peixe	224.516	106.654	-45.818	86.244	1.064	225.237	106.769	-45.757	86.288	1.064	225.556	106.973	-44.934	86.048	1.065
Óleos	50.101	27.064	-79.445	107.64	0.836	49.324	27.163	-59.714	92.401	0.784	49.547	26.578	-62.582	92.79	0.773
Pastas Dentífricas	17.483	9.53	-27.647	77.254	1.282	17.485	9.522	-27.02	76.77	1.281	17.52	9.536	-26.439	76.372	1.284
Leite UHT	316.082	169.011	-60.567	101.465	1.099	316.007	169.278	-60.279	101.39	1.101	318.22	168.519	-56.763	98.256	1.101
Coca Colas Detergente	32.482	17.836	-100.552	123.213	1.095	32.63	17.938	-98.953	122.1	1.095	32.928	18.346	-104.206	126.472	1.117
Manual de Roupa	5.014	3.986	-20.851	63.09	0.723	5.041	4	-20.071	62.915	0.726	5.027	3.99	-20.223	62.784	0.723
Açúcar	16.069	13.328	-35.585	67.628	0.805	15.922	13.185	-35.03	67.23	0.803	16.354	13.535	-36.199	67.871	0.804
Leite Pasteurizado	12.331	9.585	-39.128	73.781	0.872	12.388	9.636	-39.824	74.335	0.876	12.44	9.756	-44.025	76.823	0.885

Tabela 10: Desempenho por categoria dos modelos ADL_Intra_PC_70, ADL_Intra_PC_80 e ADL_Intra_PC_90.

As figuras que se seguem ilustram os resultados apresentados nas Tabelas 8, 9 e 10, reunindo em cada figura os resultados obtidos numa única medida de erro, respetivamente o RMSE na Figura 18, o MAE na Figura 19, o MPE na Figura 20, o MAPE na Figura 21 e o MASE na Figura 22.

Em todas as figuras é notório que o desempenho dos modelos mais complexos, ou seja, que integram informação adicional para além da série das vendas, é melhor do que o obtido pelo modelo ETS, o *benchmark*. Na medida MAPE tal não acontece em cerca de metade das subcategorias enquanto na medida MASE, só na subcategoria Coca colas o desempenho do *benchmark* é superior aos restantes modelos.

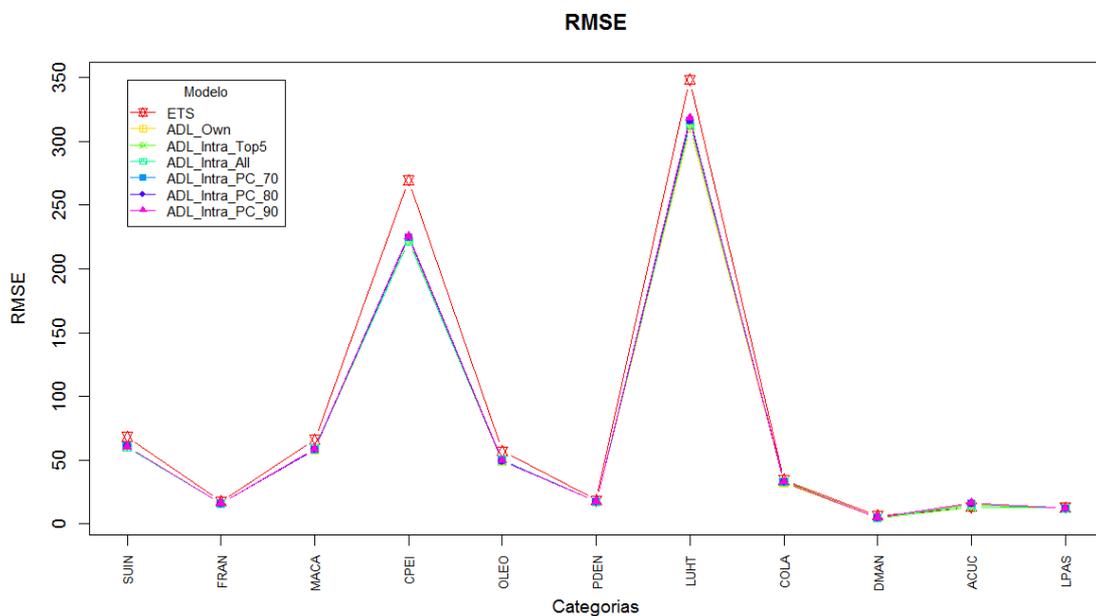


Figura 17: RMSE para todos os modelos por subcategoria.

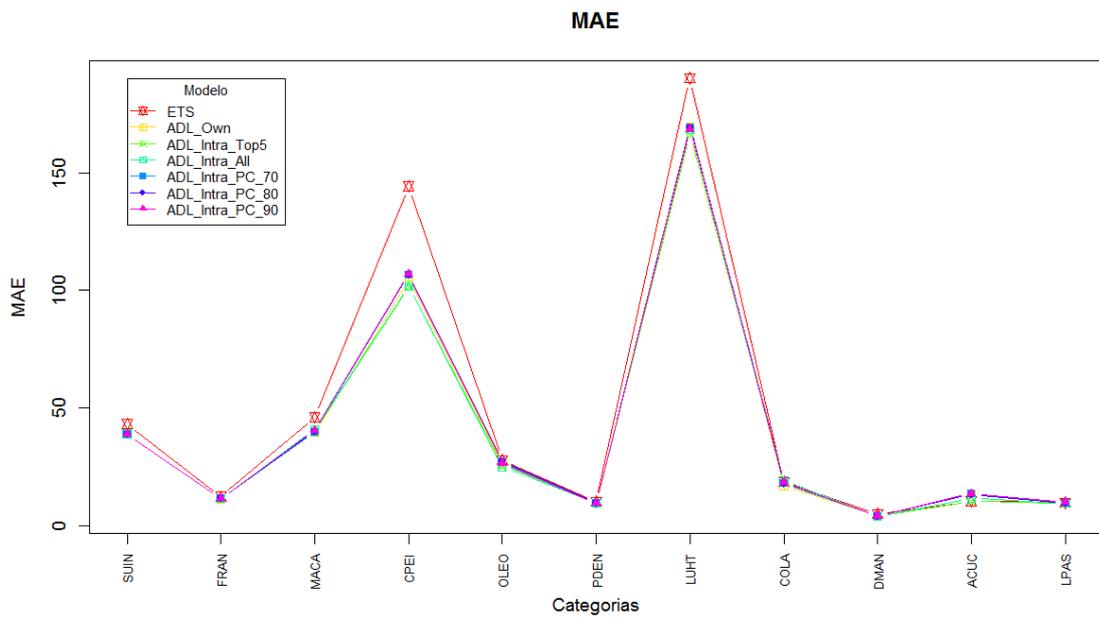


Figura 18: MAE para todos os modelos por subcategoria.

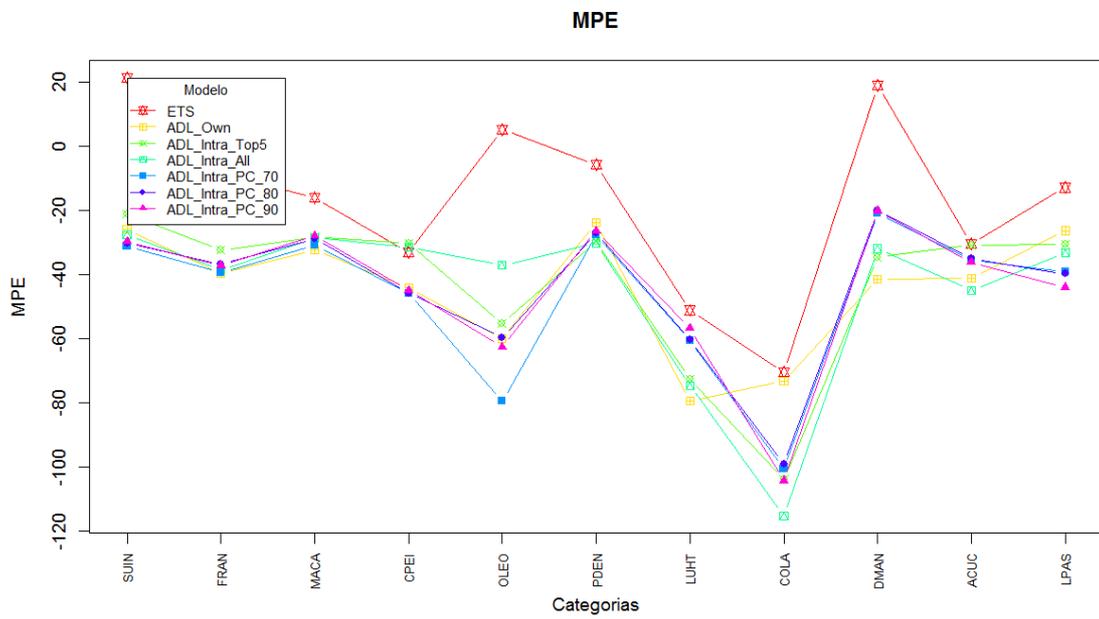


Figura 19: MPE para todos os modelos por subcategoria.

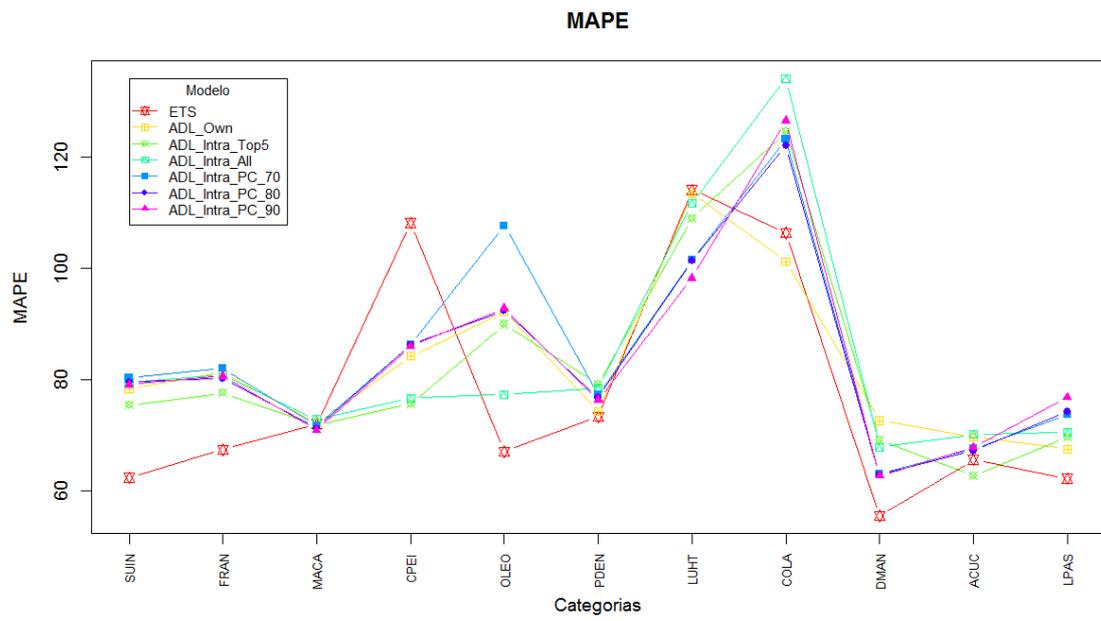


Figura 20: MAPE para todos os modelos por subcategoria.

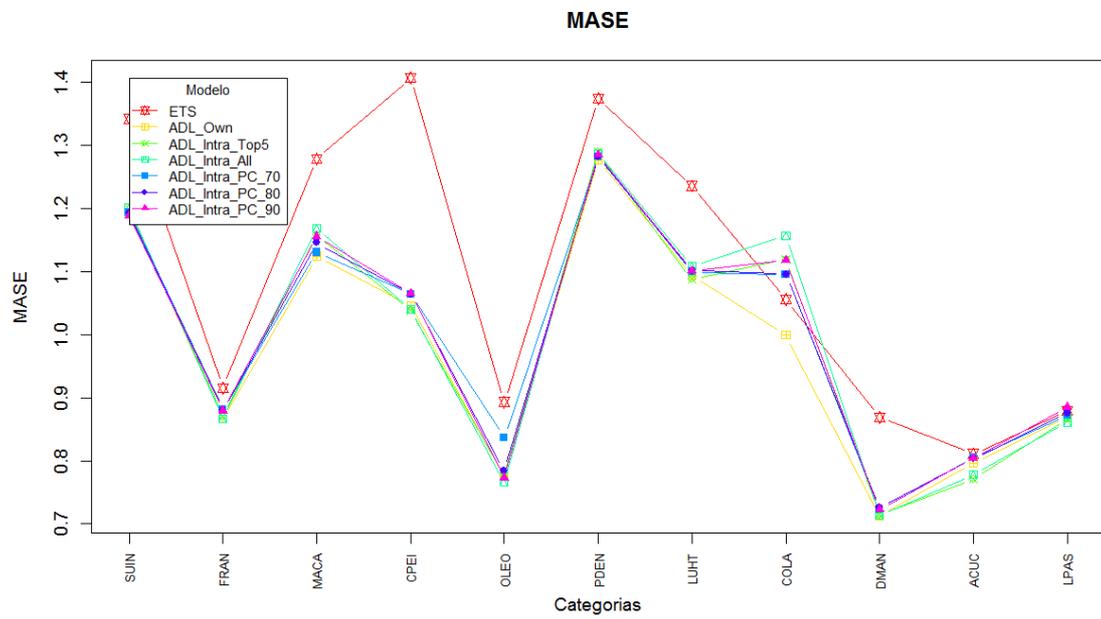


Figura 21: MASE para todos os modelos por subcategoria.

6. Conclusões

Enquadrado na temática da previsão, com especial foco na previsão do efeito das ações promocionais nas vendas do setor do retalho alimentar, o presente estudo tinha como principal objetivo otimizar um modelo, com vista a contribuir para a melhoria da eficiência na gestão de ações promocionais, de forma a garantir uma escolha eficiente dos produtos a promover, do nível promocional a utilizar e consequentemente a uma gestão adequada de encomendas, de *stocks* e de armazenamento. Assim, de forma a abranger toda esta temática, foram abordadas as temáticas de previsão e de promoção de vendas. Numa primeira fase, de modo a compreender o estado da arte, os diferentes contributos para a literatura e a evolução da temática, foram tratadas as duas temáticas em simultâneo, seguindo-se uma fase posterior onde a temática de previsão e de promoções foram abordadas de forma mais detalhada e minuciosa.

Definida a temática de análise, seguiu-se a definição da questão de investigação, “Gestão da Atividade Promocional baseada em Previsões Suportadas por Informação Competitiva Diversa”, como forma de iniciar o desenvolvimento deste projeto. Como base deste estudo, devido à importância da empresa no mercado português e à recetividade da mesma na disponibilização de dados reais, foi selecionada para esta análise as lojas alimentares do grupo Sonae.

Neste sentido, iniciou-se o processo de recolha dos dados, que teve duas etapas fundamentais. A primeira fase teve por base uma reunião informal, junto do marketing da Sonae, onde se clarificou os principais pontos fracos da previsão de vendas do Continente, de forma a focar este estudo de previsão numa ferramenta útil para a empresa. A segunda fase consistiu na elaboração de um planeamento, que evidenciava toda a informação necessária para o estudo do caso, assim como as fontes de informação a utilizar. Uma vez que esta análise tinha por base a atividade promocional, foi necessário proceder à recolha das vendas brutas diárias das lojas, assim como de todos os folhetos lançados, no período em análise. O facto do Continente ter disponível diversos artigos com desconto em cartão de fidelização, não permite que a promoção seja visível através do preço refletido nas vendas brutas, e por isso foi necessário uma recolha extensa de toda a informação dos folhetos.

O grande volume de dados originou a necessidade de escolher uma das lojas, optando-se pelo Continente de Matosinhos.

Optou-se por um modelo autoregressivo de defasamentos distribuídos (ADL) alimentado por variáveis explicativas defasadas endógenas (vendas de períodos passados) e exógenas (preço, tipo de percentagem de desconto, eventos de calendário e preço, tipo de percentagem de desconto dos concorrentes) estimado em duas etapas pelo método LASSO combinado com PCA.

Os resultados obtidos mostram que o desempenho dos modelos que integram informação promocional do próprio SKU e de SKUs concorrentes é superior na generalidade das subcategorias analisadas ao desempenho do modelo *benchmark*.

A presença de ações promocionais é uma constante nas grandes superfícies comerciais. Este fenómeno surgiu nos anos 70 do passado século, desde então tem crescido exponencialmente, representando para o primeiro semestre de 2015, 41% das vendas totais dos super e hipermercados (APED 2015).

Nos primeiros seis meses de 2015, a generalidade das categorias existentes nas superfícies comerciais foram sujeitas a mais promoções do que as verificadas em períodos anteriores (Nielsen 2015). Segundo a mesma fonte, metade das cervejas e dos detergentes de roupa vendidos neste período, estavam em promoção. O elevado número de campanhas e de produtos em promoção, foram acompanhados por aumentos na comunicação. O número de folhetos lançados pelos retalhistas tem crescido consideravelmente, sendo mesmo apontada uma subida de 54% de 2013 para 2014 (Marktest, 2015).

Referências bibliográficas

Aburto, L. and Weber, R. (2005), “Improved supply chain management based on hybrid demand forecasts”.

Almeia, F. and Passari, A. (2006), “Previsão de vendas no varejo por meio de redes neurais”, *Revista de Administração*, 41, nº3, pp. 257-272.

Alon, I., Qi, M. ad Sadowski, R. J. (2001), “Forecasting aggregate retail sales: A comparison of artificial neural networks and tradicional methods”, *Journal of Retailing and Consumer Services*, 8, nº3, pp. 147-156.

APED, (2015), através do *Jornal de Notícias* disponível em http://www.jn.pt/PaginaInicial/Economia/Interior.aspx?content_id=4722363, acessido em 10 de Setembro de 2015.

APED, (2011), “Ranking Aped 2011”, disponível em <http://www.aped.pt/downloads.aspx?contentId=314&areal=15> acessido em 10 de dezembro de 2014.

Armstrong, J, “Sales Forecasting”, disponível em <http://ssrn.com/abstract=1164602>, acessido em 15 de fevereiro de 2015.

Bell, D.R. and Lattin, J.M. (1998), “Shopping behavior and consumer preference for store price format: Why large basket shoppers prefer EDLP”, *Marketing Science*, 17, pp. 66-88.

Blattberg, R.C and Neslin, S.A. (1990), “Sales promotion: concepts, methods and strategies”, 1ªedition.

Brito,P.Q. (2012), “Promoção de vendas e comunicação de preços”, Almedina Editores.

Bucklin, R., Gupta, S. and Siddarth, S. (1998), “Determining segmentation on sales response across consumer purchase behaviors, *Journal of Marketing Research*, 35, pp. 189-197.

Caiado, J. (2011), “Métodos de Previsão em Gestão”, 1,pp. 11-16.

Caruana, A. (2004), “The impact of switching costs on customer loyalty: A study among corporate customers of mobile telephony”, *Journal of Targeting*, 12, nº3, pp. 256-268.

Chambers, J. C., Mullick, S. K. and Smith, D.D. (1971) “How to choose the right forecasting technique”, *Harvard Business Review*, 49, pp. 45-57.

- Chandon, P. (1995), “Consumer research on sales promotions: a state-of-the-art literature review”, *Journal of Marketing Management*, 11, pp. 419-441.
- Chandon, P., Wansink, B. and Laurent, G. (2000), “A benefit congruency framework of sales promotions effectiveness”, *Journal of Marketing*, 64, pp. 65-81.
- Chandon, P., Wansink, B. and Laurent, G. (2002), “Promotions that increase brand equity, promotion, brand building and corporate performance”, pp. 49-79.
- Christen, M., Gupta, S., Porter, J.C, Stealin, R. and Wittink, D.R. (1997), “Using market level data to understand promotion effects in a nonlinear model”, *Journal of Marketing Research*, 34, nº3, pp. 322-334.
- Conlon, T.J. (1980), “Sweepsstakes Rank as Tops”, pp. 56-80.
- Cooper, L. G. and Giuffrida, G. (2000), “Turning datamining into a management science tool: New algorithms and empirical results”, *Management Science*, 46, nº2, pp. 249-264.
- Cooper, L. G., Baron, P., Levy, W., Swisher, M. and Gogos, P. (1999), “Promocast: a new forecasting method for promotion planning”, *Marketing Science*, 18, pp. 301-316.
- Cooper, P. (1969), “Subjective economics: factors in a psychology of spending in pricing strategy”, pp. 112-121.
- Deng, F. (2005), “Measuring the substitution effects of sales promotions in supermarkets: Na analysis based on a dynamic modelo of differentiated products”, Boston University.
- Divakar, S., Ratchford, B. T, and Shankar, V. (2005), “Chan4Cast: A multichannel, multiregion sales forecasting model and decision support system for consumer packaged goods”, *Marketing Science*, 4, pp. 334-350.
- Donoho, D. L. (2000), “High-dimensional data analysis: the curses and blessings of dimensionality, disponível em <http://www.stat.stanford.edu/donoho/lectures> , acedido em 20 de maio de 2015.
- Ellickson, P.B and Misra, S. (2008), “Supermarket pricing strategies” *Marketing Science*, 27, pp. 811-828.
- Enders, W. (2004), “Applied econometric time series”, 2º Edition.
- Engel, J.F. (2000), “Comportamento do Consumidor” 8º Edição

- Fader, P. S. and Hardie, B.S. (1996), "Modeling consumer choice among SKUS", *Journal of Marketing Research*, 33, n°4, pp. 442-452.
- Fan, J., Lv, J. (2008), "Sure independence screening for ultrahigh dimensional feature space". *Journal of Royal Statistical Society*, 70, pp. 849-911.
- Fayyad, M., Gregory, P., Padhraic, S. and Ramasamy, U. (1996), "Advances in knowledge discovery and data mining", *American Association for Artificial Intelligence Menlo Park*.
- Fayyad, U., Piatetski-Shapiro, G. and Smyth, P. (1996), "The KDD Process for extracting useful knowledge from volumes of data", *Communications of the ACM*, pp. 27-34.
- Fernie, J. and Sparks, L. (2004), "Retail logistics: Changes and challenges", 2° edition, pp. 1-25.
- Fransoo, J., Woensel, T., Sayin, S. and Ali, O. (2009), "SKU demand forecasting in the presence of promotions".
- Goodwin, P. (2002), "Integrating Management Judgment and Statistical Methods to Improve Short-Term Forecasts", 30, n°2, pp. 127-135.
- Gupta, U. and Clarke, R. (1996), "Technological Forecasting and Social Change", 53, n°, pp. 186-211.
- Haanpää, L. (2005), "Shopping for fun or for needs? A study of shopping values, styles and motives of finnish costumers in 2001-2003", *Rethinking Inequalities*, pp. 9-12.
- Hamilton, J. D. (1994), "Time Series Analysis" *Princeton University Press*.
- Harrel, F. E. (2001), "Regression modeling strategies with application to linear models logistic regression and survival analysis".
- Harvey, A. (1990), "The Econometric Analysis of Time Series", 2° Edition, *Cambridge*.
- Hauser, J.R. (1988), "Competitive price and positionings strategies", pp. 76-91.
- Hedenstierna, P., Hilletoft, P. and Hilmola, O.P. (2011), "Integrative purchasing and inventory control as sawnwood retailer", *International Journal Procurement Management*, 4, n°2, pp. 139-155.

Hicham, A. and Anas, B. (2012), “Hybrid intelligent system for sales forecasting using Delphi and adaptive fuzzy back-propagation neural networks”, *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 3, nº11, pp.1.

História Sonae, disponível em <http://www.sonae.pt/pt/sonae/historia/> acessado em 15 de Agosto de 2015.

Hoch, S.J., Purk, M.E., Drèze, X. (1994), “EDLP, Hi-Lo and Margins Arithmetic”, *Journal of Marketing*, 58, pp. 16-27.

Huang, T., Fields, R. and Soopramanien, D. (2004), “The value of competitive information in forecasting FMCG retail product sales and the variable selection problem”, *European Journal of Operational Research*, 237, pp. 738-748.

Hyndman, R. and Athanasopoulos, G. (2012), “Forecasting: principles and practice”.

Kalra, A. and Goodstein, R.C. (1998). “The impact of advertising positioning strategies on consumer price sensitivity”, *Journal of Marketing Research*, XXXV, pp. 210-244.

Kantar Wordpanel (2011), disponível em <http://www.kantarworldpanel.com/pt/news/Quotas-das-Insgnias-da-Distribuio-Moderna>, acessado em 25 de julho de 2015.

Kollat, D. and Willet, R. (1967), “Consumer impulse purchasing behavior”, *Journal of Marketing Research*, 4, pp. 21-31.

Kotler, P. and Armstrong, G. (2014), “Principles of Marketing”.

Kotler, P. e Keller, K. (2006), “Marketing management”, *Person Prentice Hall*.

Kuo, R. J. (2001), “A sales forecasting system based on fuzzy neural network with initial weights generated by genetic algorithm”, *European Journal of Operational Research*, 129, nº3, pp. 496-517.

Kyung M., Gill, J., Ghosh M. and Casella G. (2010), “Penalized Regression, Standard Errors and Bayesian Lassos”, *Bayesian Analysis*, 5, pp. 369-412.

Lamb, J.C., Hair, J.R. and McDaniel, C. (2004), “Essentials of Marketing”, 5ª Edição, *Mason*.

Lattin, J.M. and Bucklin, R.E. (1989), “Reference effects of price and promotion on brand choice behavior”, *Journal of Marketing Research*, 26, nº3, pp. 299-310.

Lee, E. and Stealin, R. (2000), “A general theory of demand in a multi-product, multi outlet market”, disponível em <http://faculty.fuqua.duke.edu/%7Erstaelin/bio/gentheory.pdf>, acessado em 25 de fevereiro de 2015.

Lemos, F. (2006), “Metodologia para seleção de métodos de previsão da demanda”, Dissertação de Mestrado, *Escola de Engenharia da Universidade Federal do Rio Grande do Sul*.

Lichtenstein, D.R., Ridgway, N.M. and Netemeyer, R.G. (1993), “Price perceptions and consumer shopping behaviour: a field study”, *Journal of Marketing Research*, 30, pp. 234-245.

Makridakis, S. (1998), “Metaforecastings: Ways of improving accuracy and usefulness”, *Internacional Journal of Forecasting*, 4, nº3, pp. 467-491.

Makridakis, S., Wheelwright, S. and Hyndman, R. (1998), “Forecasting: Methods and Application”, 3º Edition.

Marktest (2014), “Boom Promotional na grande distribuição”, disponível em <http://www.marktest.com/wap/a/n/id~le6f.aspx>, acessado em 20 de julho de 2015.

Marktest (2015), “Os consumidores e os canais de comunicação”, disponível em <http://www.marktest.com/wap/a/n/id~le8f.aspx>, acessado em 25 de julho de 2015.

Meier, L., Van de Geer, S. and Buhlmann, P. (2008), “The group lasso for logistic regression”, *Journal of the Royal Statistical Society*, 70, pp. 53-71.

Mela, C.F, Gupta, S. and Lehmann, D.R. (1997), “The long-term impact of promotions and advertising on consumer brand choice”, *Journal of Marketing Research*, XXXIV, pp. 248-261.

Monroe, K.B and Petroschius, S.M. (1981), “Buyers perception of price: an update of the evidence” *In Perspective in Consumer Behavior*, 3º edition, pp. 43-45.

Moura, A.P. (2000), “O comportamento do consumidor face às promoções de venda: Uma aplicação para os bens de grande consumo”.

Mulhern, F.J. and Leone, R.P. (1991), “Implicit price bundling of retail products: A multiproduct approach to maximizing store profitability”, *Journal of Marketing*, 55, nº1, pp. 63-76.

Nenes, G., Panagiotidou, S. and Tagaras, G. (2010), “Inventory management of multiple items with irregular demand”, *European Journal of Operational Research*, 205, n°2, pp. 313-324.

Neslin, S. (2002), “Sales Promotion, EUA”, *Marketing Science Institute*.

Nicholson, W. (1998), “Microeconomic theory: basic principles and extensions”, *South Western Cengage Learning*.

Nielsen (2011), “Global Consumer Confidence Survey, Q1 2011”, disponível em <http://www.nielsen.com/us/en/insights/reports/2011/nielsen-global-consumer-confidence-survey-q1-2011.html> acessado em 24 de abril de 2015.

Nielsen (2015), através do *Jornal de Notícias* disponível em http://www.jn.pt/PaginaInicial/Economia/Interior.aspx?content_id=4722363, acessado em 10 de Setembro de 2015.

Nielsen Company (2007), “Anuário de media e publicidade”, *Grupo Marktest*

North, H. H. and Taylor, J. W. M. (2007), “Forecasting daily supermarket sales using exponentially weighted quantile regression”, *European Journal of Operational Research*, 178, pp. 154-167.

Ogden, J.R. and Crescitelli, E. (2007), “Comunicação integrada de Marketing: conceitos, técnicas e práticas”, 0 Edição.

Ord, J. K. and Fildes, R. (2013), “Principles of business forecasting”.

Pilinkiene, V. (2008), “Market demand forecasting models and their elements in the context of competitive market”, *Engineering Economics*, 5, n°60, pp. 24-31.

Porter, M. E (1986), “Competition in Global Industries”, Harvard Business School

Pride and Farrel (2000), “Marketing: Concepts and Strategies”,

Raju, J. S. (1995), “Theoretical models of sales promotions: Contributions, limitations and a future research agenda”, *European Journal of Operational Research*, 85, pp. 1-17.

Revista Grande Consumo (novembro 2014), disponível em <http://www.grandeconsumo.com/edicoes/> acessado em 20 de julho de 2015.

Rook, D. and Fisher, R. (1995), “Normative influences on impulsive buying behavior”, *Journal os Consumer Research*, 22, n°3.

Shankar, V. and Bolton, R.N. (2004), “An empirical analysis of determinants of retailing pricing strategy”, *Marketing Science*, 23, pp. 28-49.

Shea, C. (1996), “*Playing to win*”, pp. 53-60.

Shimp, T.A. (2002), “Advertising Promotion and supplemental aspects os integrated Marketing Comunnications” 5º Edition, *Mason*

Sonae (2013), “Corporate Presentation 2013”, disponível em http://www.sonae.pt/fotos/editor2/sonae_investorpresentationapril13.pdf acedido em 28 de julho de 2015.

Sonae (2014), “Corporate Presentation 2014”, disponível em http://www.sonae.pt/fotos/editor2/sonae_pptinstitucional2014_en_vf.pdf acedido em 28 de julho de 2015.

Srinivasan, S., Pauwels, K., Hanssens, D.M and Dekimpe, M. (2004), “Do promotions benefit manufacturers, retailers or both?”, 50, pp. 617-629.

Stern, H. (1962), “The Significance of impulse buying today”, *Journal of Marketing*, 26, pp. 59-62.

Stock, J. and Watson, M. (2004), “Forecasting with many predictors”, *Handbook of Economic Forecasting*.

Tai, S.H.C and TAM, J.L.M. (1997), “A lifestyle analysis of female consumers in greater China”, *Psychology and Marketing*, 13, pp. 287-307.

Taylor, J. (2006), “Forecasting daily supermarket sales using exponentially weighted quantile regression”.

Thomassey, S. and Fiordaliso, A (2006), “A hybrid sales forecasting system based on clustering and decision trees”. *Journal Decision Support Systems*.

Tibshirani, R. (1996), “Regression shrinkage and selection via the LASSO”, *Journal Royal Statistical Society*, 58, pp. 267-288.

Trusov, M., Bodapati, A. and Cooper, L. (2006), “Retailer promotion planning: improving forecaste accuracy and interpretability.

Van Heerde, H. J., Leeflang, P. H. and Wittink, D. R. (2002), “How promotions work: SCAN*PRO-Based evolutionary model building”, *Schmalenbach Business Review*, nº3, pp. 198-220.

Walters, R. G. (1991), "Assessing the impact of retail price promotions on product substitution complementary purchase, and inter-store sales displacement." *Journal of Marketing*, 55, pp. 17-28.

Walters, R.G. and Jamil, M. (2003), "Exploring the relationships between shopping trip type, purchases of products on promotion, and shopping basket profit". *Journal of Business Research*, 56, pp. 17-29.

Webby, R. and O'Connor, M. (1996), "Judgmental and Statistical Time Series Forecasting: A review of the Literature"; *Internacional Journal of Forecasting*, 12, n°1, pp. 91-118.

Yi, Y. and Jeon, H. (2003), "Effects of loyalty programs on value perception, program loyalty and brand loyalty", *Journal of the Academy of Marketing Science*, 31, pp. 229-240.

Yuan, M. and Lin, Y. (2006), "Model selection and estimation in regression with grouped variables", *Journal of the Royal Statistical Society*, 68, pp. 67.

Zou, H., Hastie, T. and Tibshirani, R. (2006), "Sparse principal component analysis", *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 15, pp. 265-286.

Anexos

Anexo 1: Influencias na tomada de decisão de consumo

